

# YOLO를 이용한 객체 인식

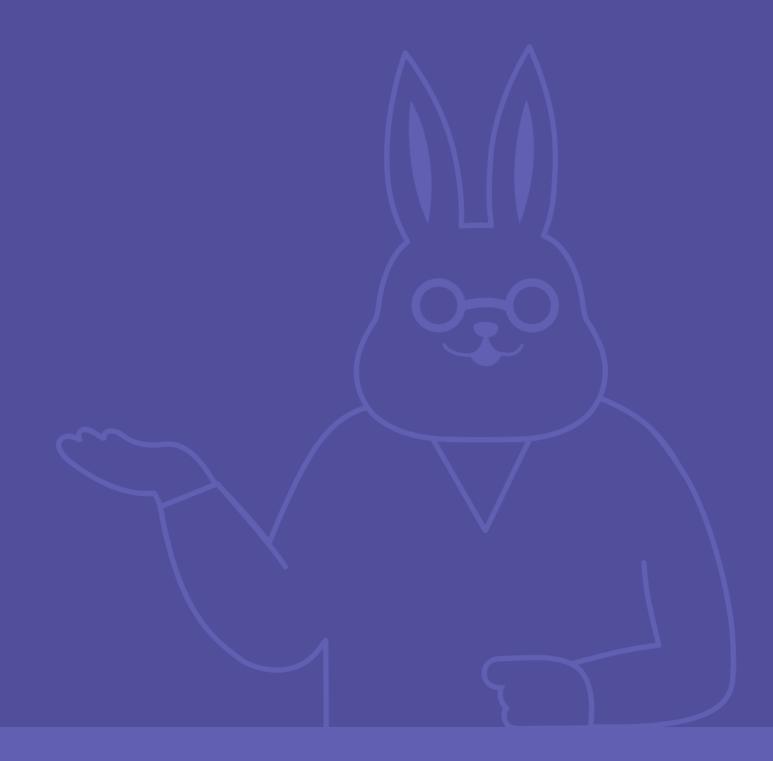
03 객체 인식





- 01. 컴퓨터 비전에서 객체 감지
- 02. loU
- 03. mAP
- 04. NMS

# 컴퓨터비전에서객체감지

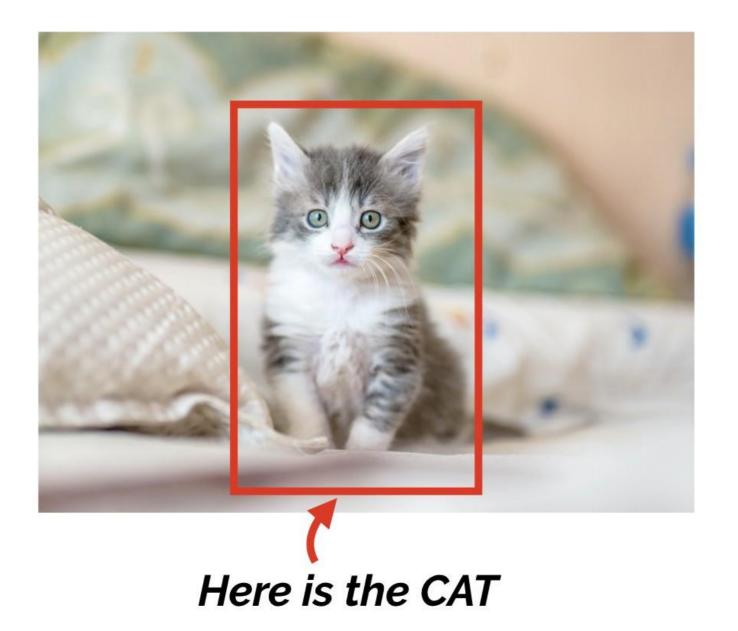


Confidential all rights reserved

01 컴퓨터 비전에서 객체 감지

# ✔ 위치감지와 분류

# Localistation



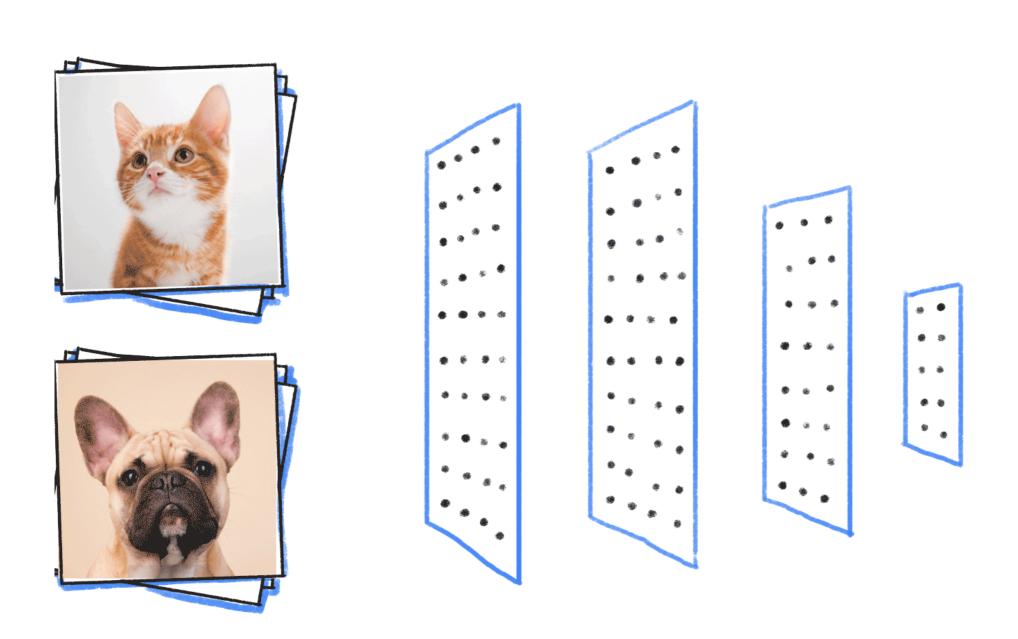
# Classification

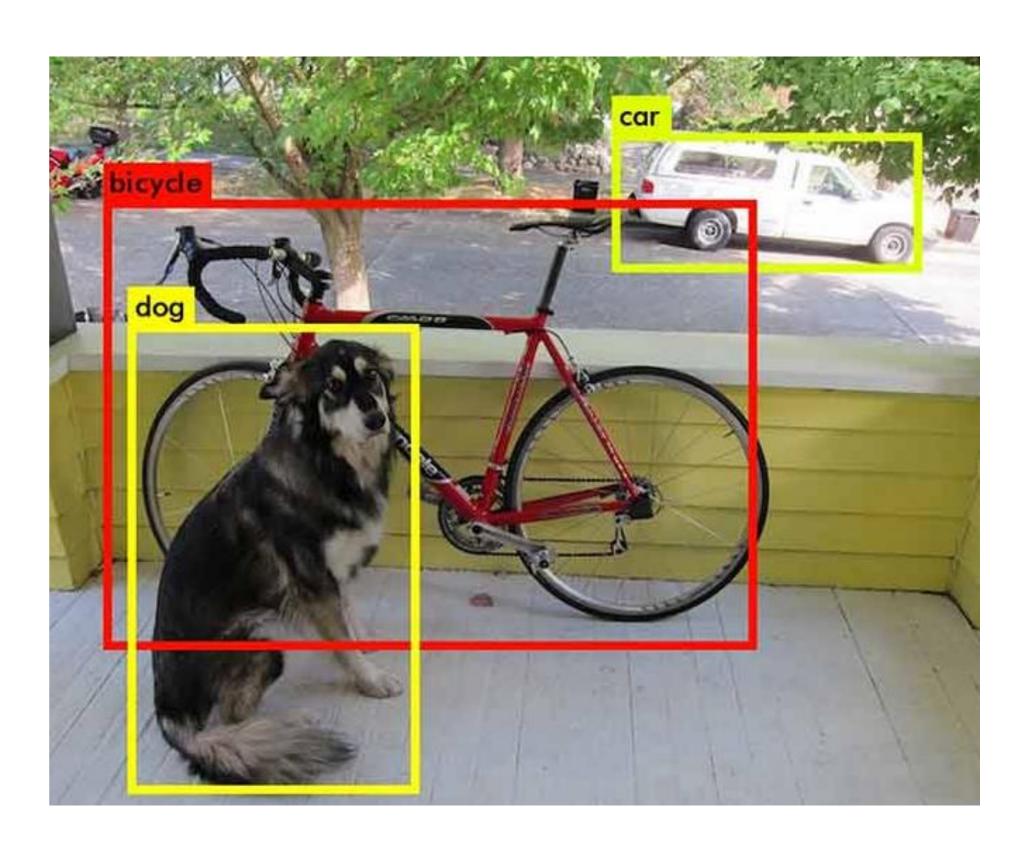


This is an image of CAT

01 컴퓨터 비전에서 객체 감지

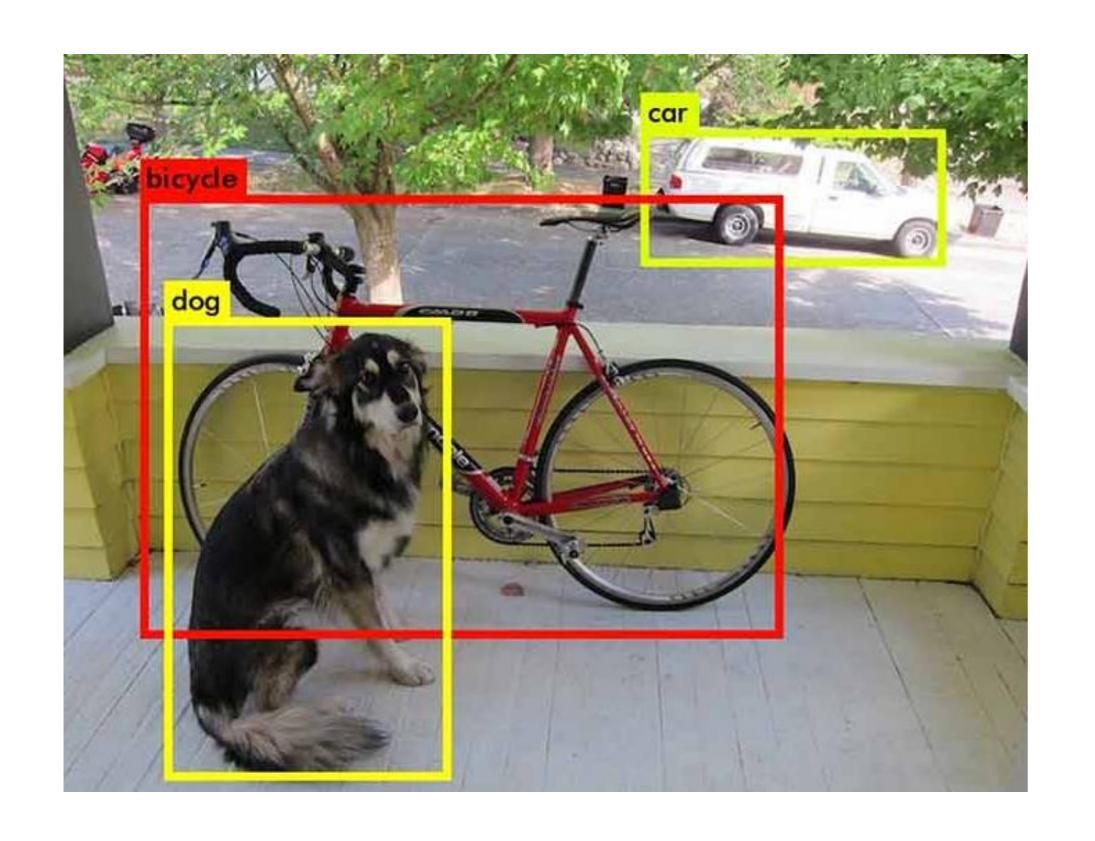
# ❷ 객체의 위치를 찾아내고 분류





분류 문제 위치 감지

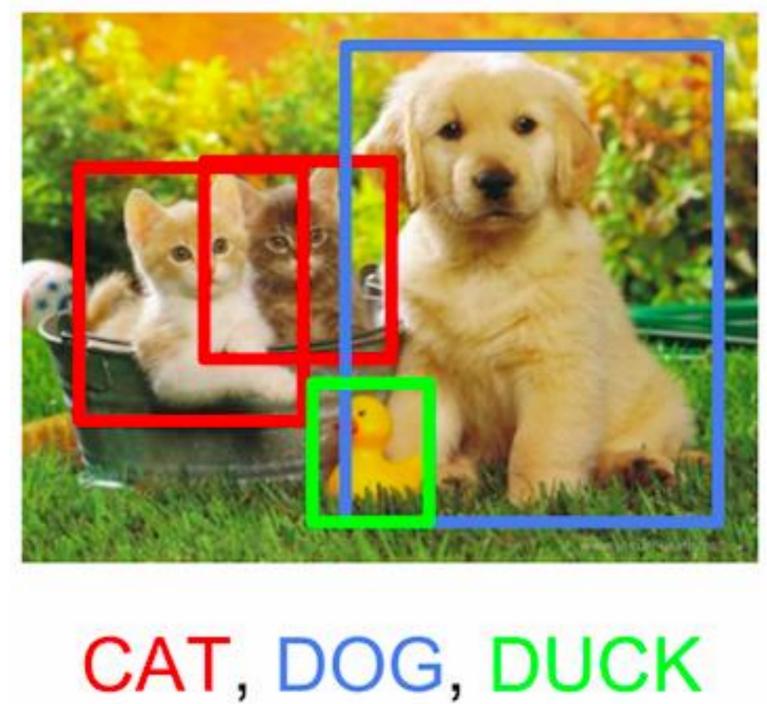
#### ☑ 컴퓨터 비전에서 객체 감지

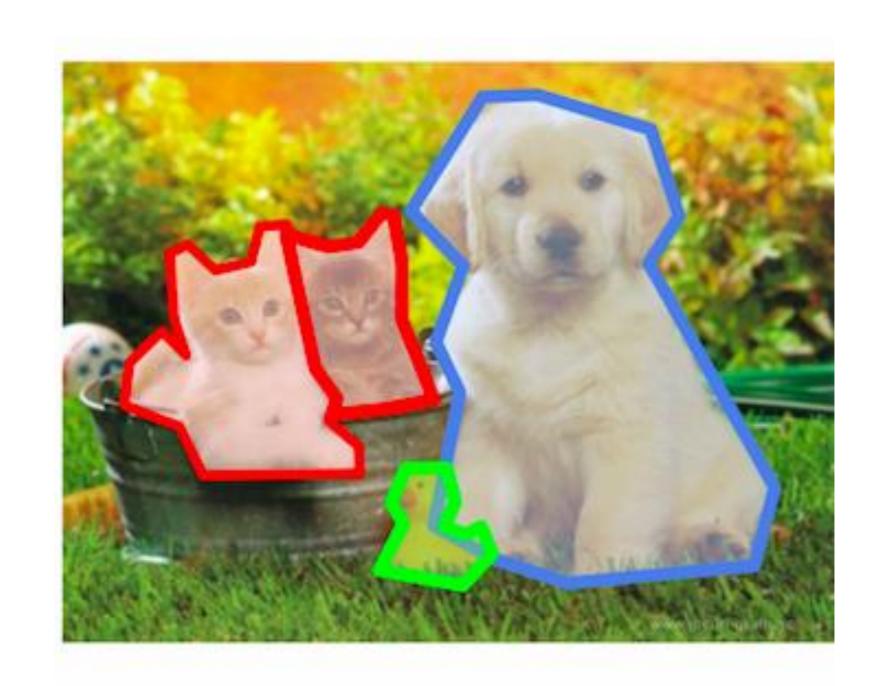


영상에서 객체의 위치와 종류를 알 수 있음 기존 분류기 + 위치 파악

위치파악 (Regional Proposal, Localization) + 기존분류기 (Classification) 01 컴퓨터 비전에서 객체 감지

# ❷ 세그멘테이션

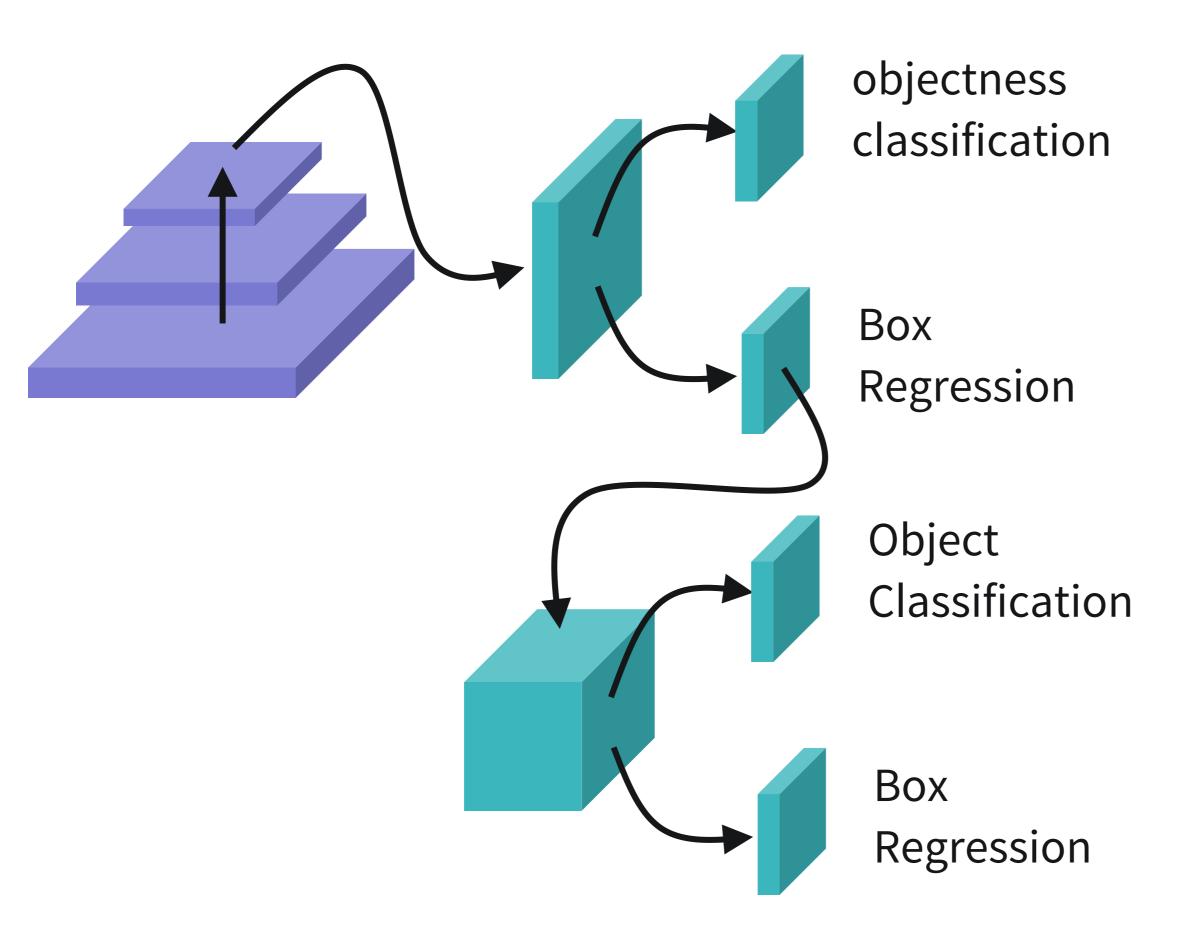




CAT, DOG, DUCK

객체 탐지 세그멘테이션

# ☑ 객체 감지 방법: two-stage



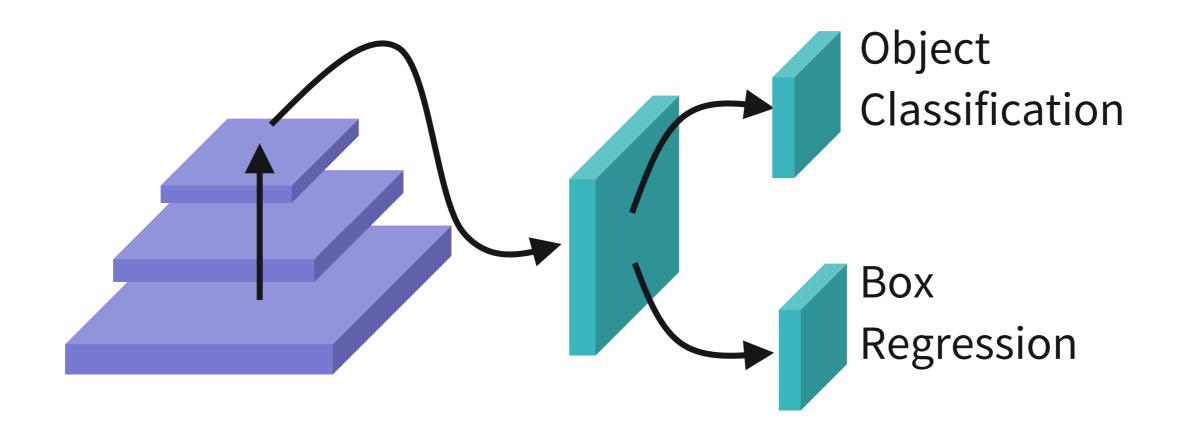
클래스 종류와 위치를 순차적으로 감지

1. 객체로 의심되는 위치부터 감지

2. 그 영역에 있는 객체가 무엇인지 감지

따로 하기 때문에 인식률은 높지만 시간 성능이 낮음

# ☑ 객체 탐지 방법: one-stage

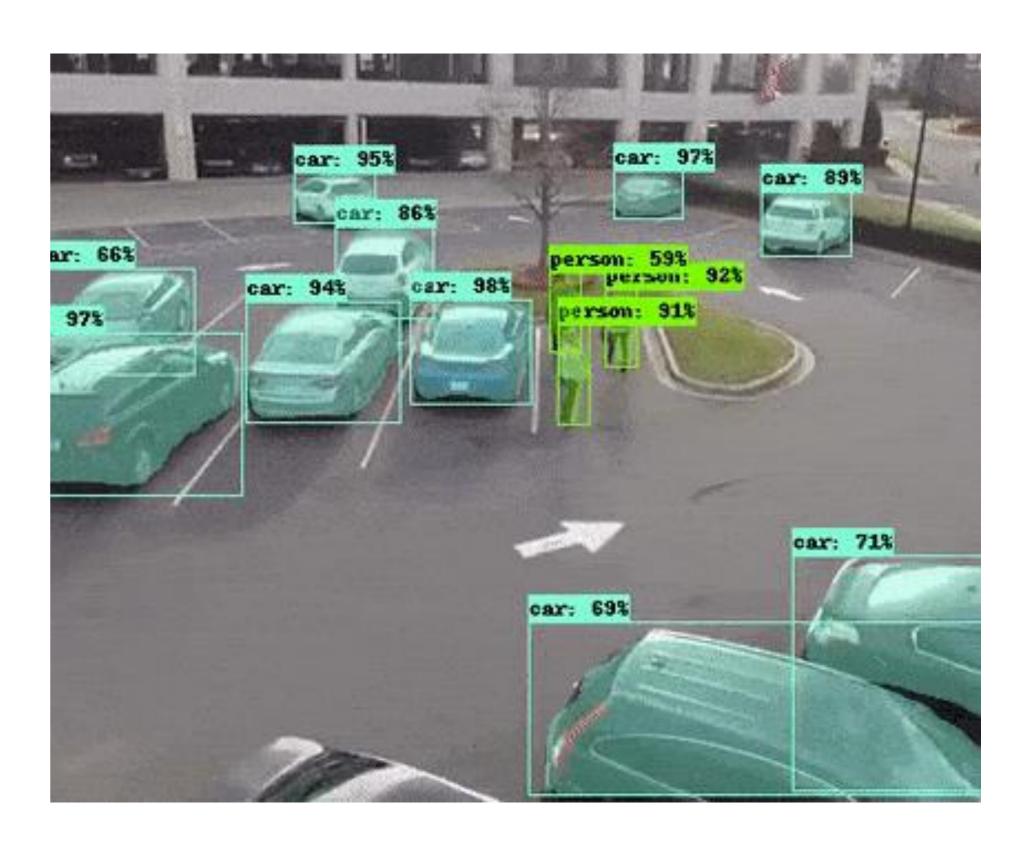


클래스 종류와 위치를 동시에 감지
YOLO가 여기에 속함
한번에 하기 때문에 시간 성능은 좋지만 인식률이 낮음

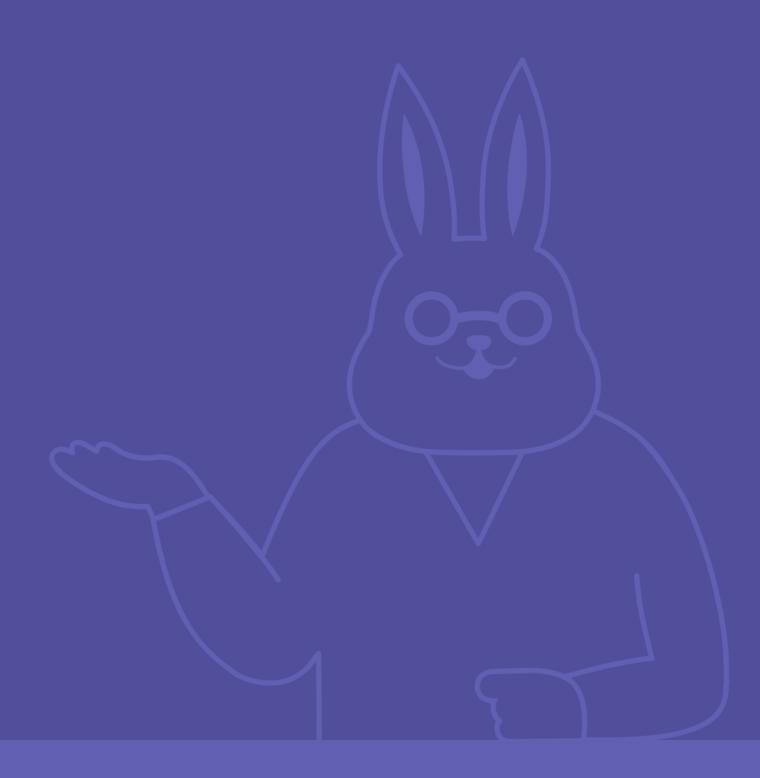
01 컴퓨터 비전에서 객체 감지

# ❷ 컴퓨터 비전에서 객체 감지





# 02 IoU

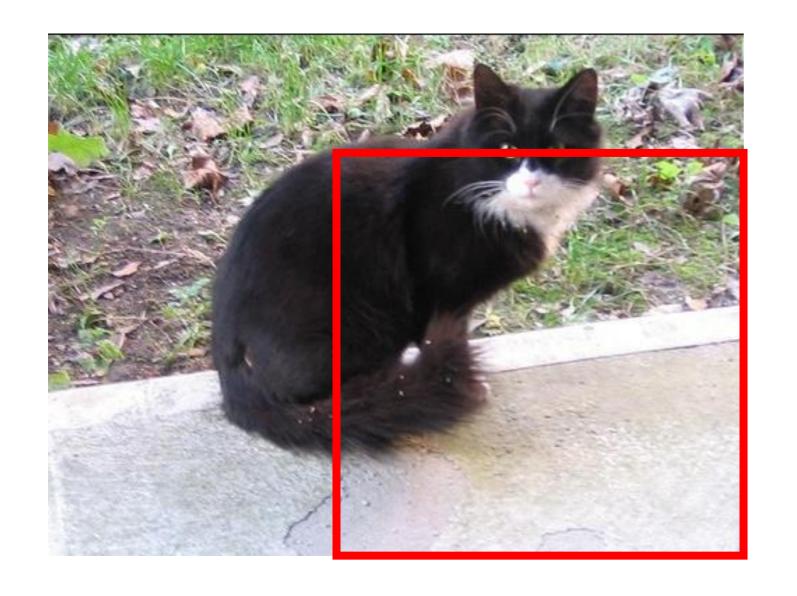


Confidential all rights reserved

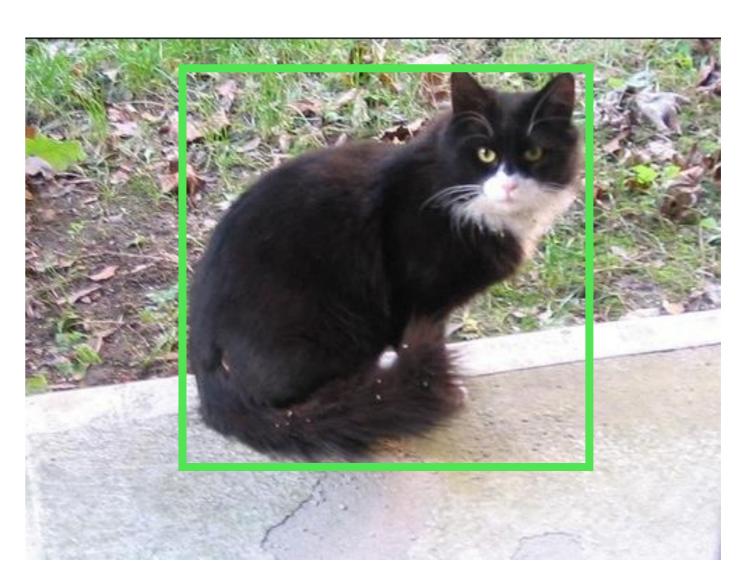
**02** loU

# ❷ 전통적인 이미지 분류의 접근

예측 결과

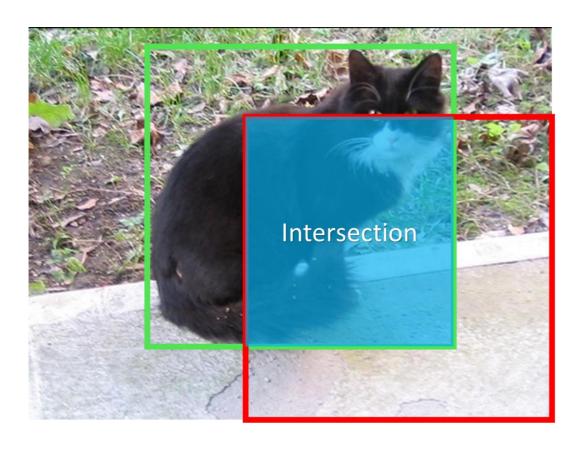


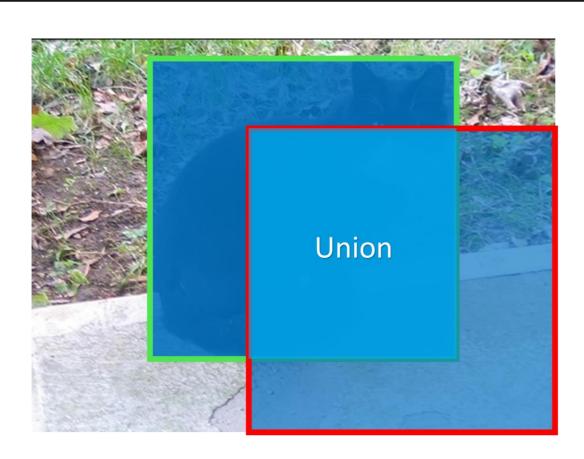
정답

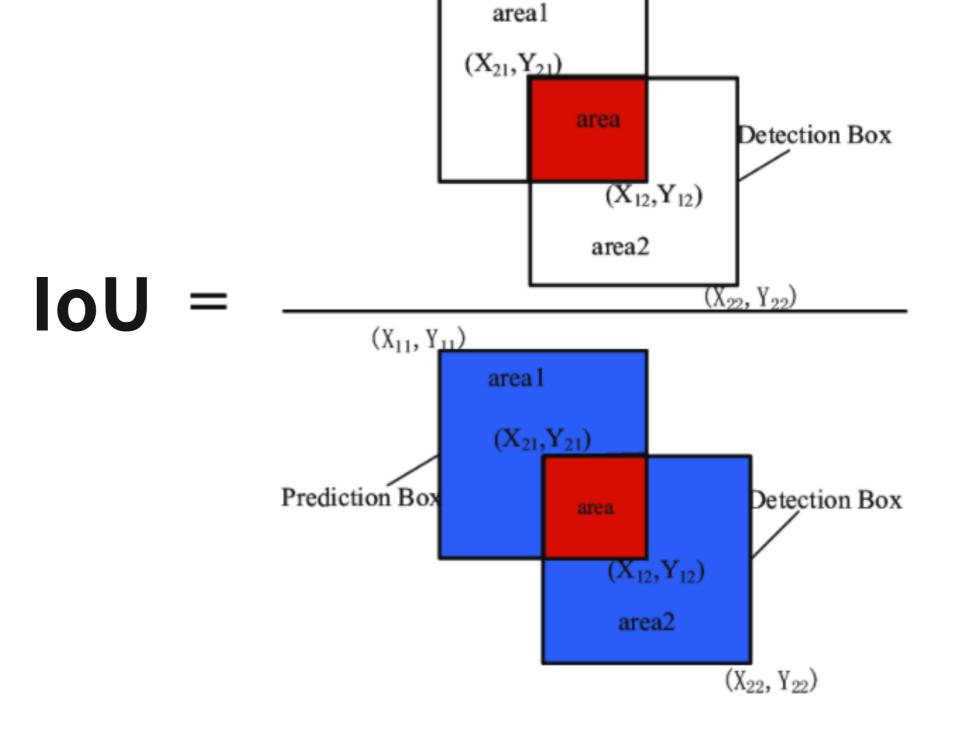


어떻게 잘 찾았다고 할 것인가에 대한 지표가 필요

# Intersection of union





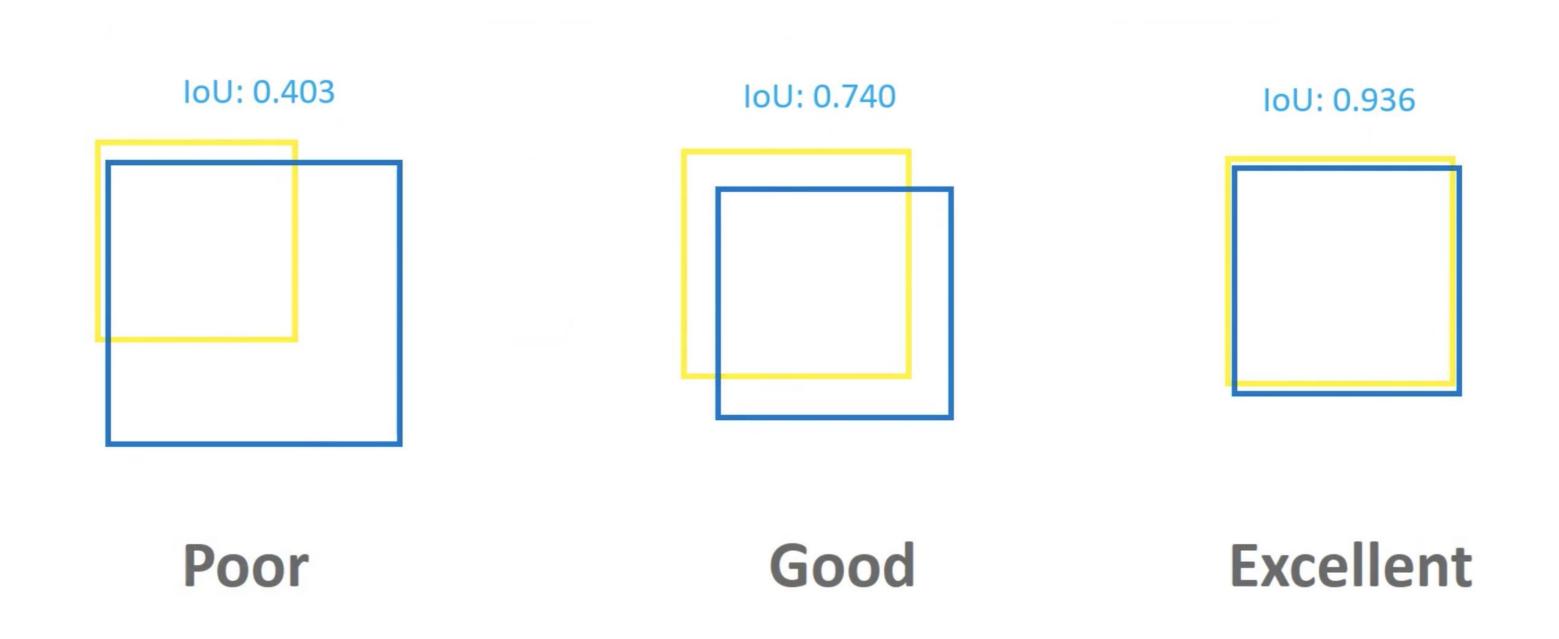


 $(X_{11}, Y_{11})$ 

Prediction Box

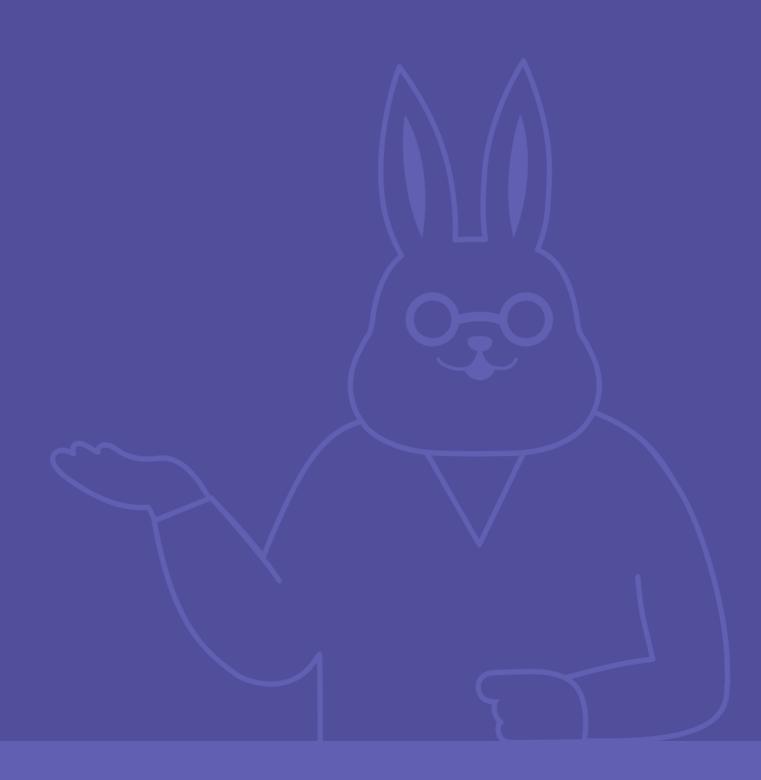
**02** IoU

#### Intersection of union



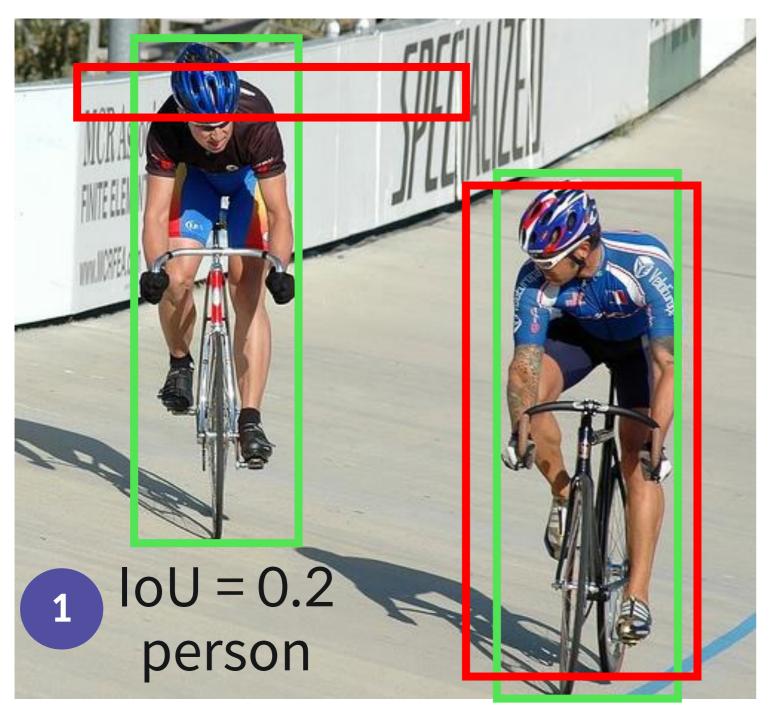
loU값은 0~1사이의 값을 가지며 완전히 겹칠 때 1, 겹치지 않을 때 0값을 가짐





Confidential all rights reserved

#### 알고리즘의 성능지표 정하기- 어떤 지표를 사용해야 할까?

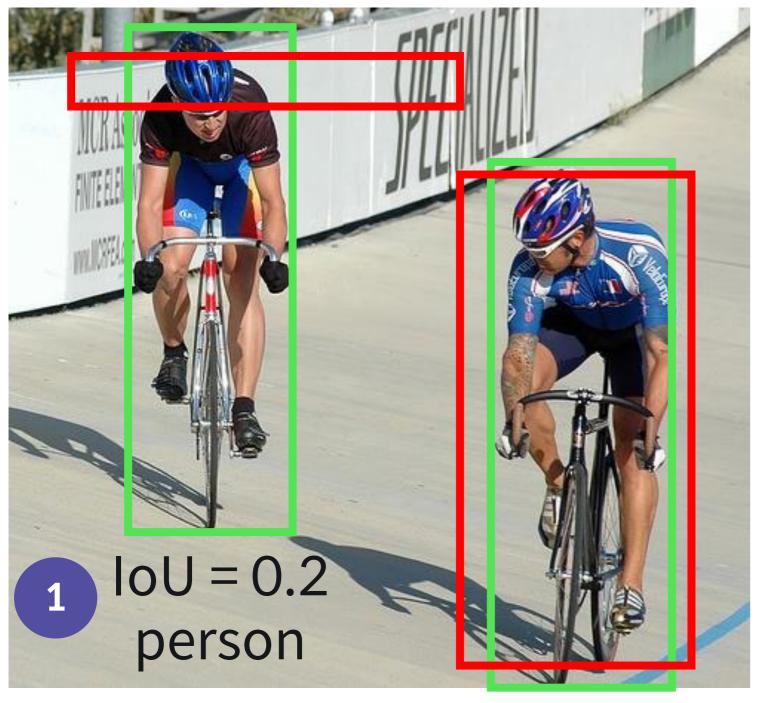


2 loU = 0.8 cat

객체 인식에서는 알고리즘의 성능 지표를 무엇으로 하면 좋을까?

- 1. 알고리즘이 맞다고 판단하는 것 중 진짜 맞는 비율?
- 2. 문제들 중 (Ground Truth)중 진짜 맞춘 것의 비율?

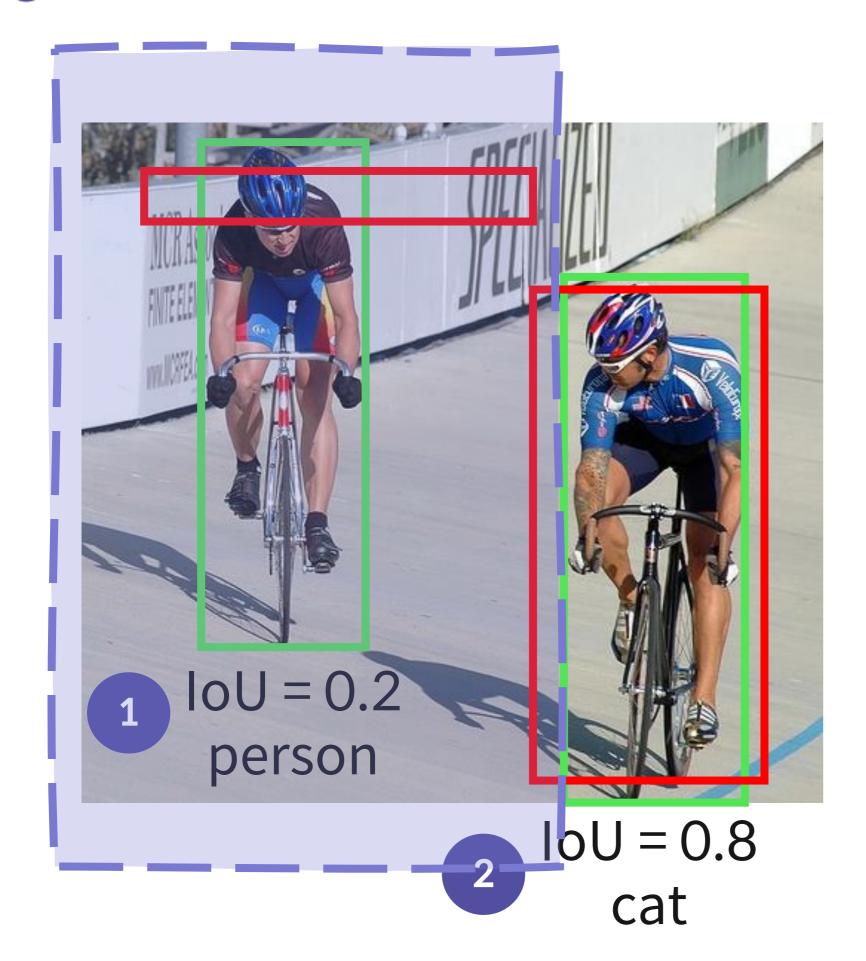
# **②** 알고리즘의 성능지표 정하기 – 성능이라는 것을 어떤 것을 고려해야 할까?



 $\begin{array}{c} \text{IoU} = 0.8 \\ \text{cat} \end{array}$ 

누가 더 예측을 잘했을까?

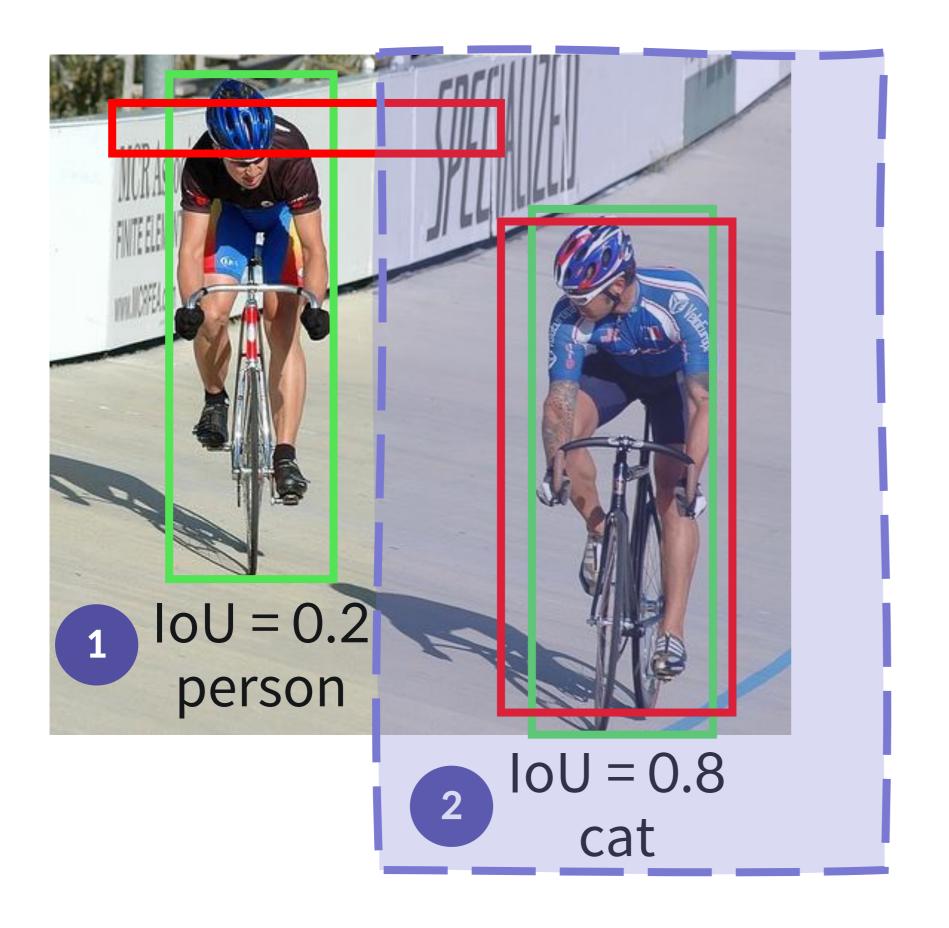
### **❷** 알고리즘의 성능지표 정하기 – 성능이라는 것을 어떤 것을 고려해야 할까?



1

헬멧만 보고 사람이라고 맞춘 알고리즘이 맞는 것일까?

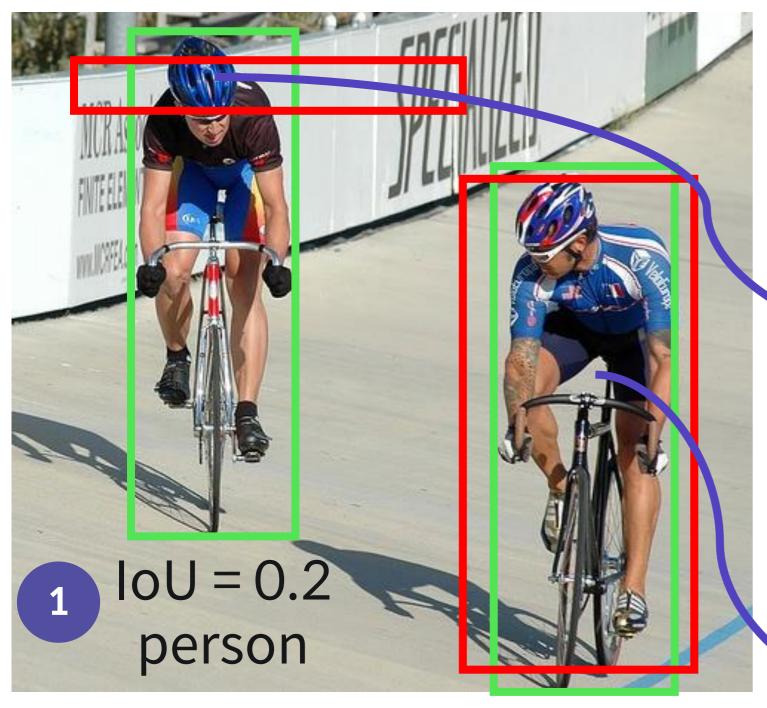
#### 알고리즘의 성능지표 정하기 – 성능이라는 것을 어떤 것을 고려해야 할까?



2

알맞게 사람이 있는 영역을 찾았지만 사람 대신 고양이라고 판별한 것이 맞을까?

#### ❷ 알고리즘의 성능지표 정하기 – 시험문제의 공정성, loU 기준이 다르면?



만약 IoU threshold = 0.6 이라면,

클래스를 올바르게 인식했으나 loU 값이 threshold보다 낮으므로 오답

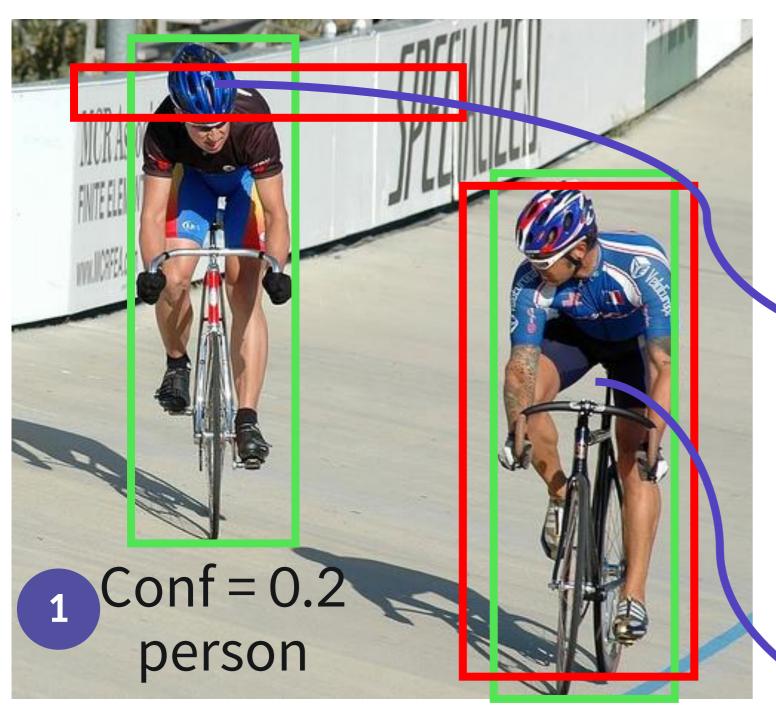
FP 알고리즘이 검출했지만 틀린 정답

사람이 있는 영역을 알맞게 찾았으나 (=loU값이 Threshold보다 높으나) 분류가 cat으로 잘못됨, 오답

FN 검출실패. 분류가 잘못됨

 $\begin{array}{c} \text{loU} = 0.8 \\ \text{cat} \end{array}$ 

#### 알고리즘의 성능지표 정하기 – 시험문제의 공정성, 신뢰도 기준이 다르면?



만약 Conf threshold = 0.6 이라면,

클래스를 올바르게 인식했으나 신뢰도 값이 threshold보다 낮으므로 오답

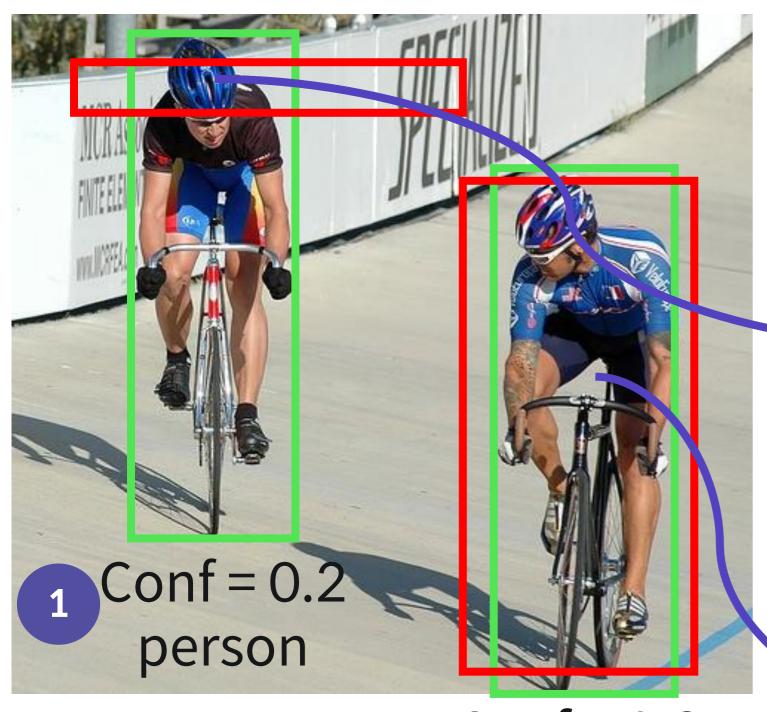
FP 알고리즘이 검출했지만 틀린 정답

사람이 있는 영역을 알맞게 찾았으며 신뢰도 값이 threshold보다 높으므로 정답

Conf = 0.8 person

TP 정답

#### 알고리즘의 성능지표 정하기 – 시험문제의 공정성, 신뢰도 기준이 다르면?



만약 Conf threshold = 0.1 이라면,

사람이 있는 영역을 알맞게 찾았으며 신뢰도 값이 threshold보다 높으므로 정답

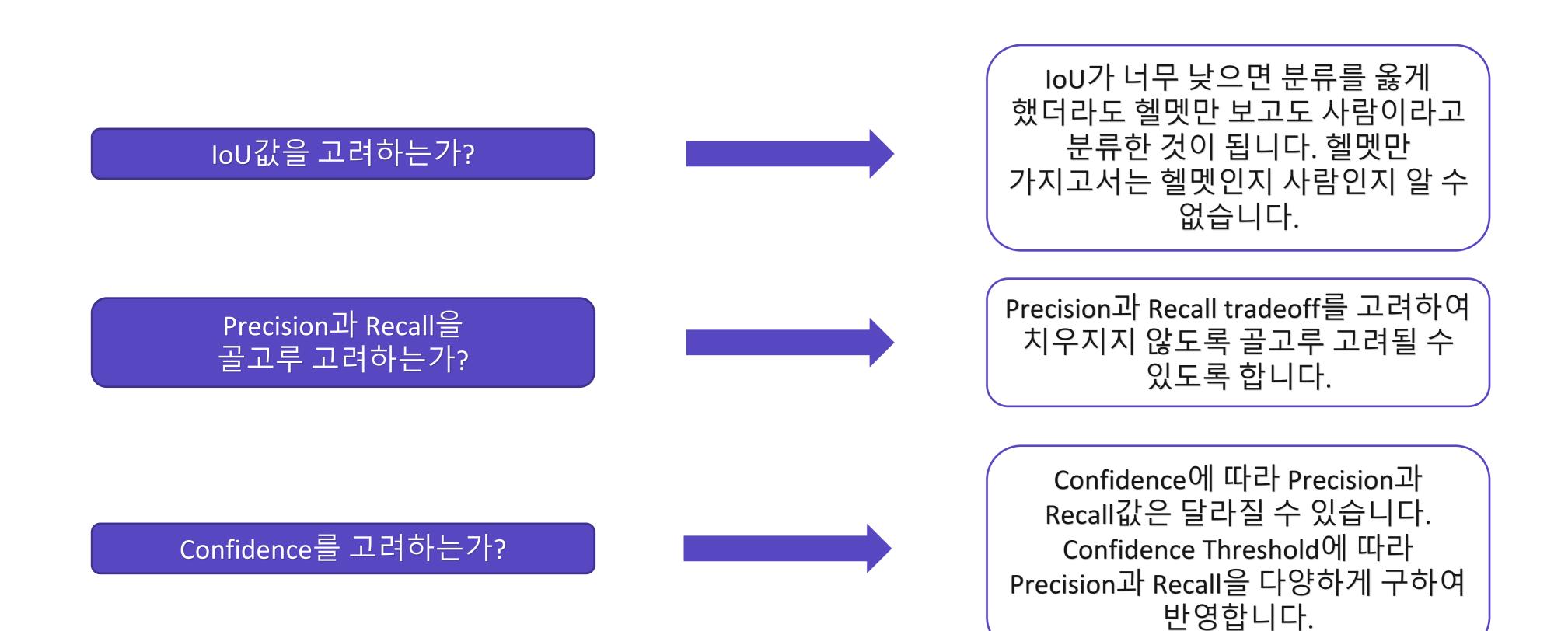
#### TP 정답

사람이 있는 영역을 알맞게 찾았으며 신뢰도 값이 threshold보다 높으므로 정답

Conf = 0.8 person

TP 정답

#### 알고리즘의 성능지표 정하기 – 좋은 성능 지표를 내려면 고려해야 하는 것들

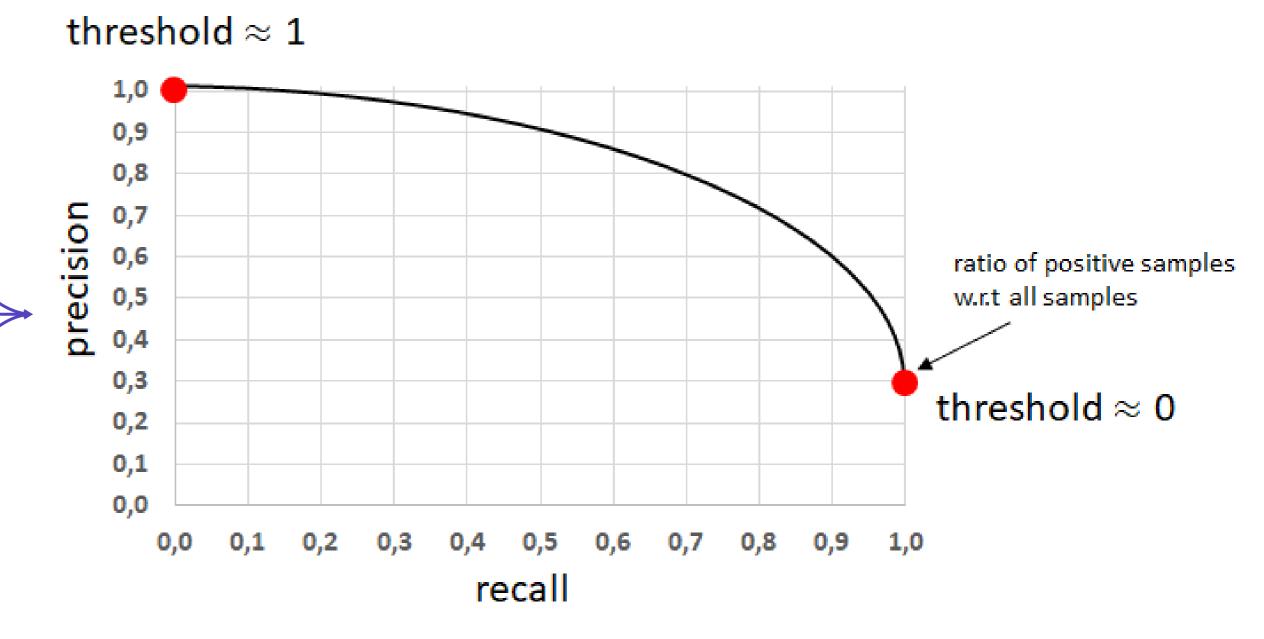


#### 알고리즘의 성능지표 정하기 – 좋은 성능 지표를 내려면 고려해야 하는 것들

알고리즘은 loU가 낮은 것은 걸러서 응답해야 합니다. 즉 터무니없는 응답은 애초에 테스트 대상이 되지 않도록 합니다

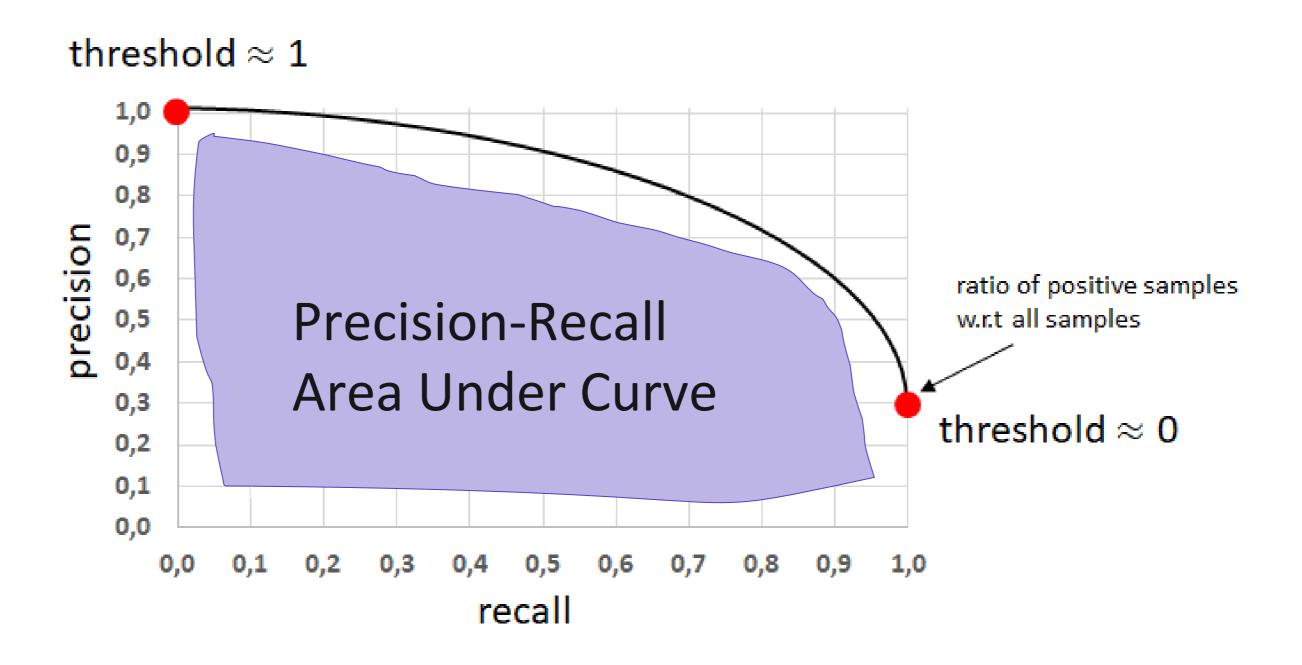
Precision과 Recall tradeoff를 고려하여 치우지지 않도록 골고루 고려될 수 있도록 합니다.

Confidence에 따라 Precision과 Recall값은 달라질 수 있습니다. Confidence Threshold에 따라 Precision과 Recall을 다양하게 구하여 반영합니다.



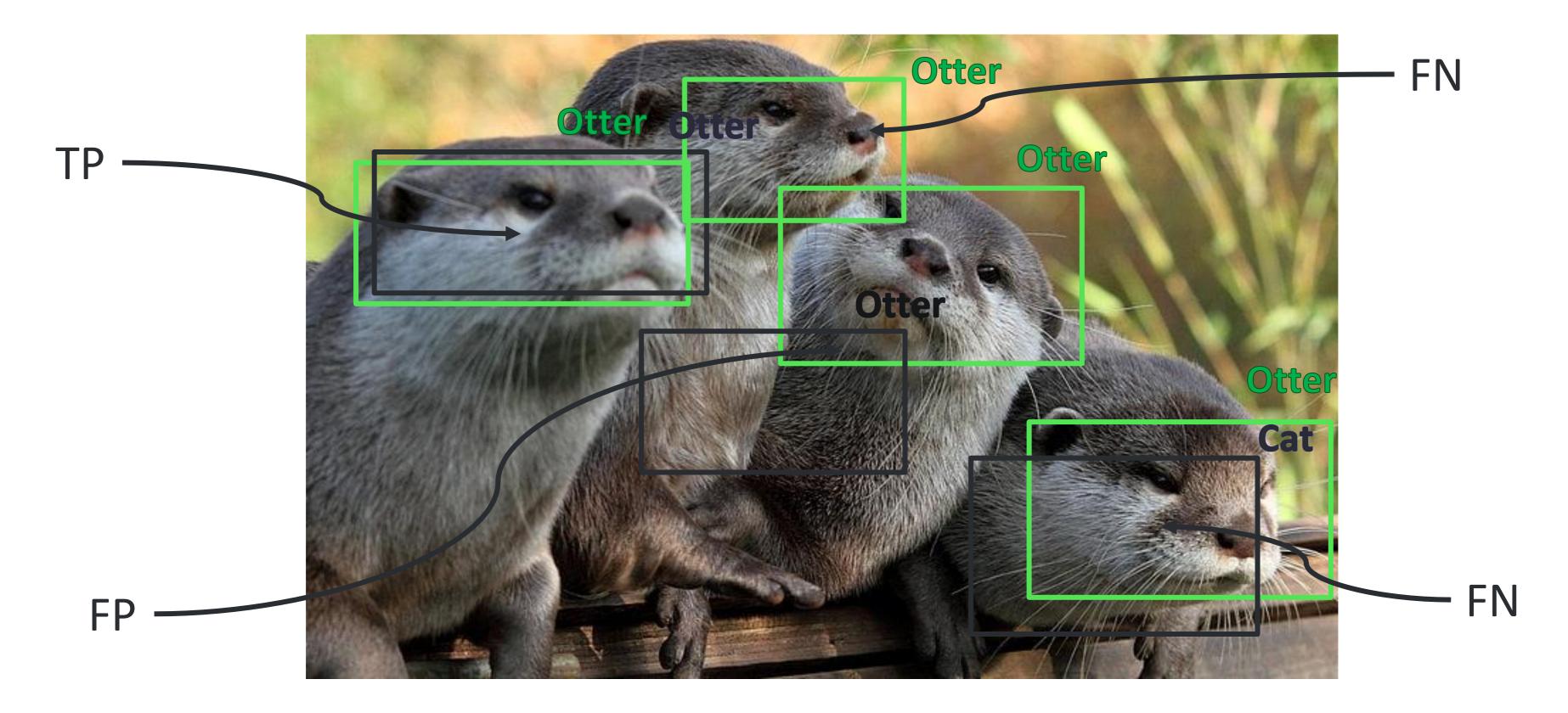
신뢰도 역치 값에 따라 변하는 Recall에 따른 Precision의 값을 구하고 평균을 내자!

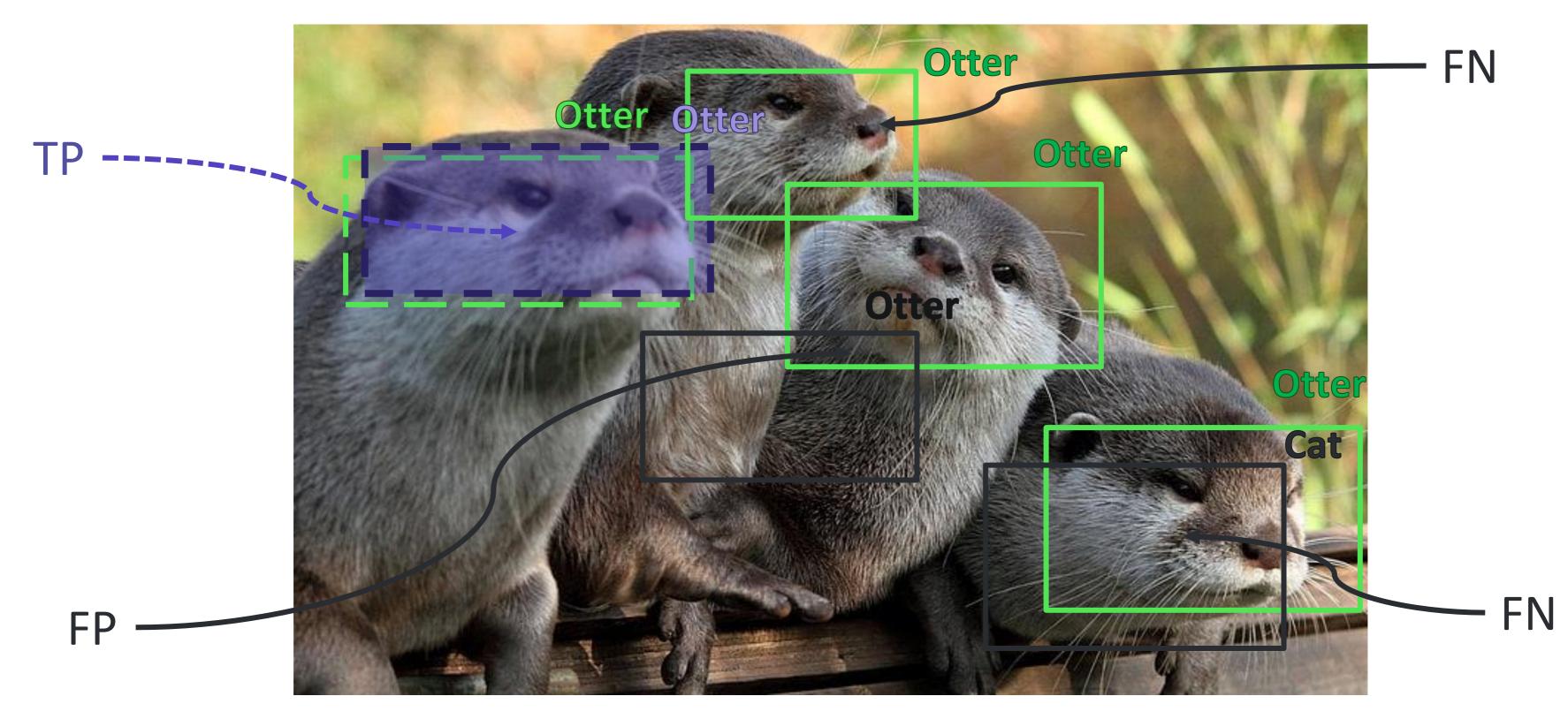
#### 알고리즘의 성능지표 정하기 - 좋은 성능 지표를 내려면 고려해야 하는 것들



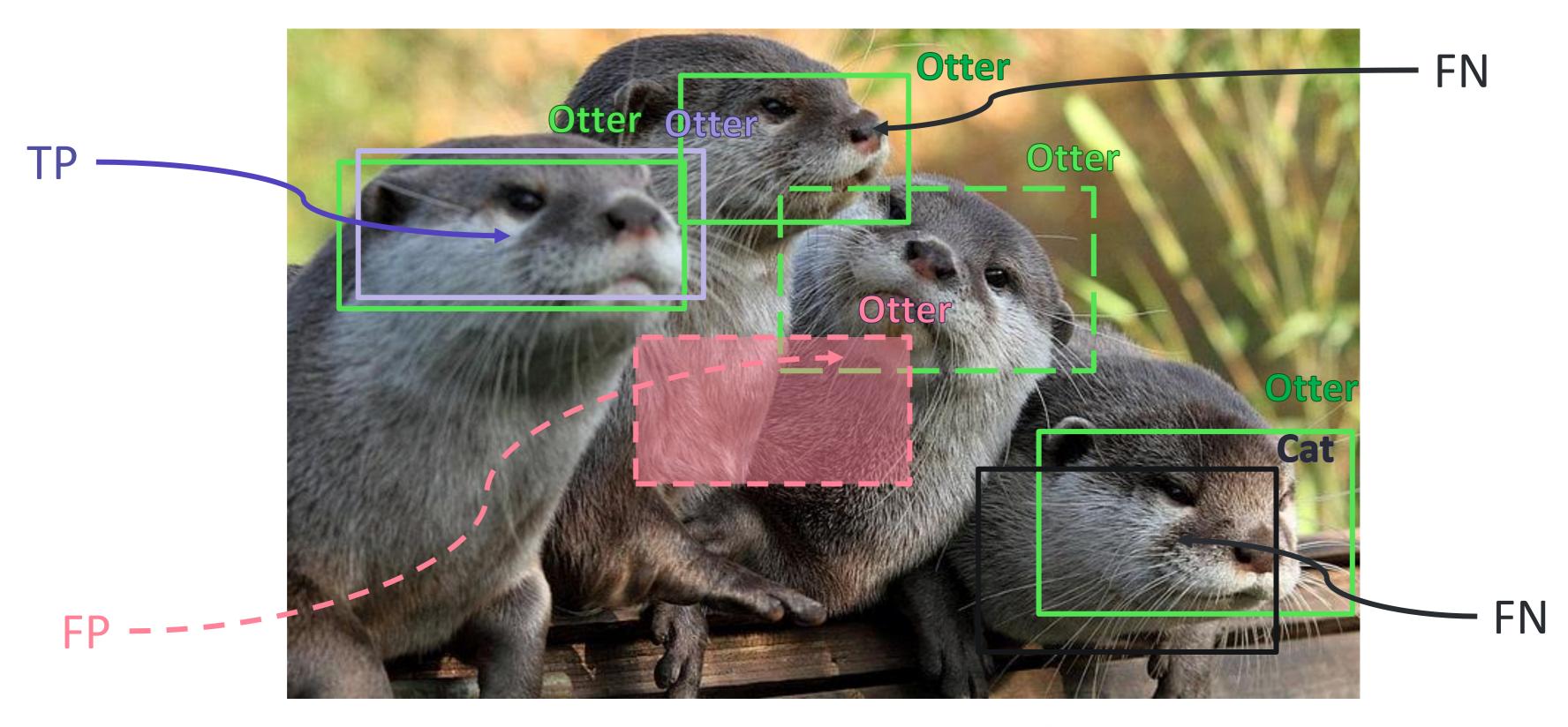
신뢰도 역치 값에 따라 변하는 Recall에 따른 Precision의 값의 평균 = PR 곡선 아래의 면적

# ☑ 객체 인식에서 TP FP FN TN을 먼저 알아보자

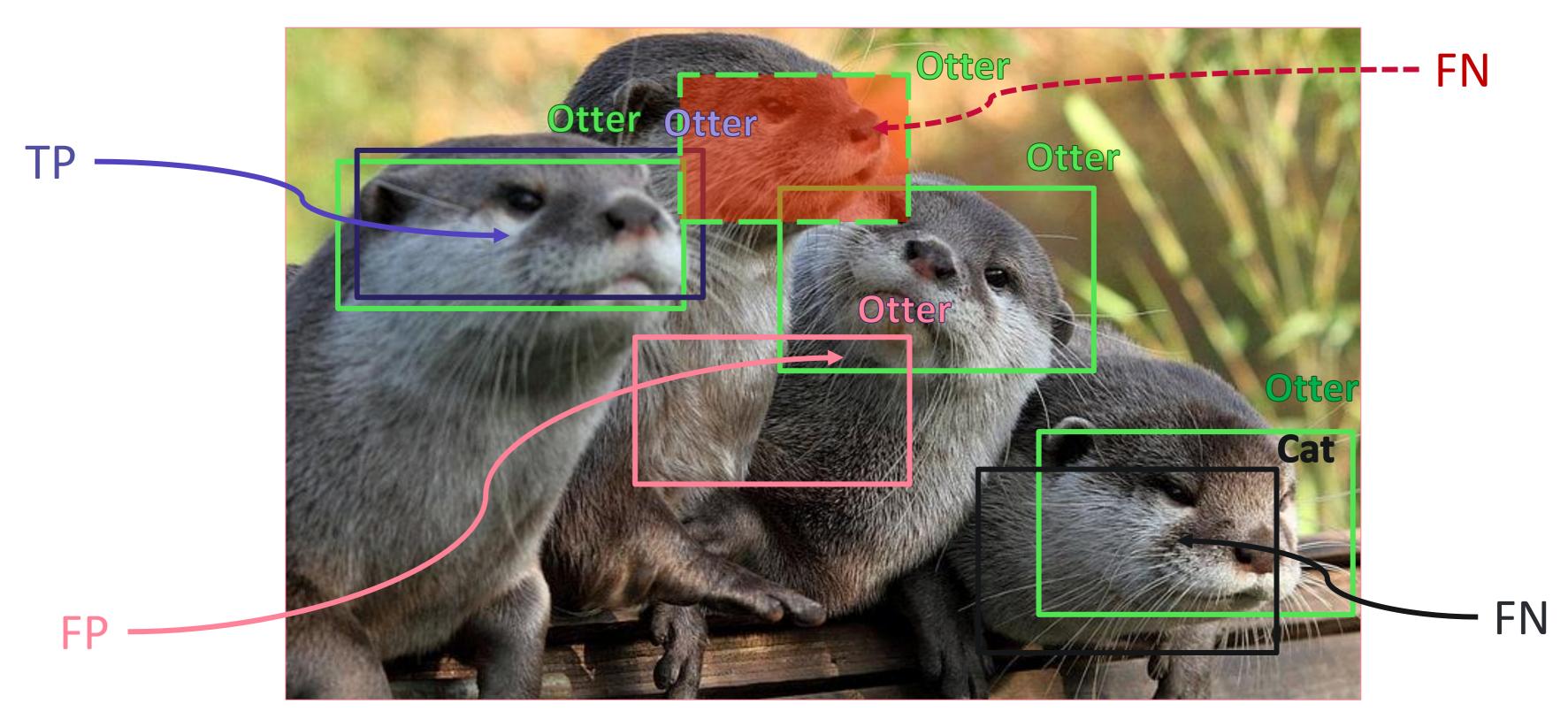




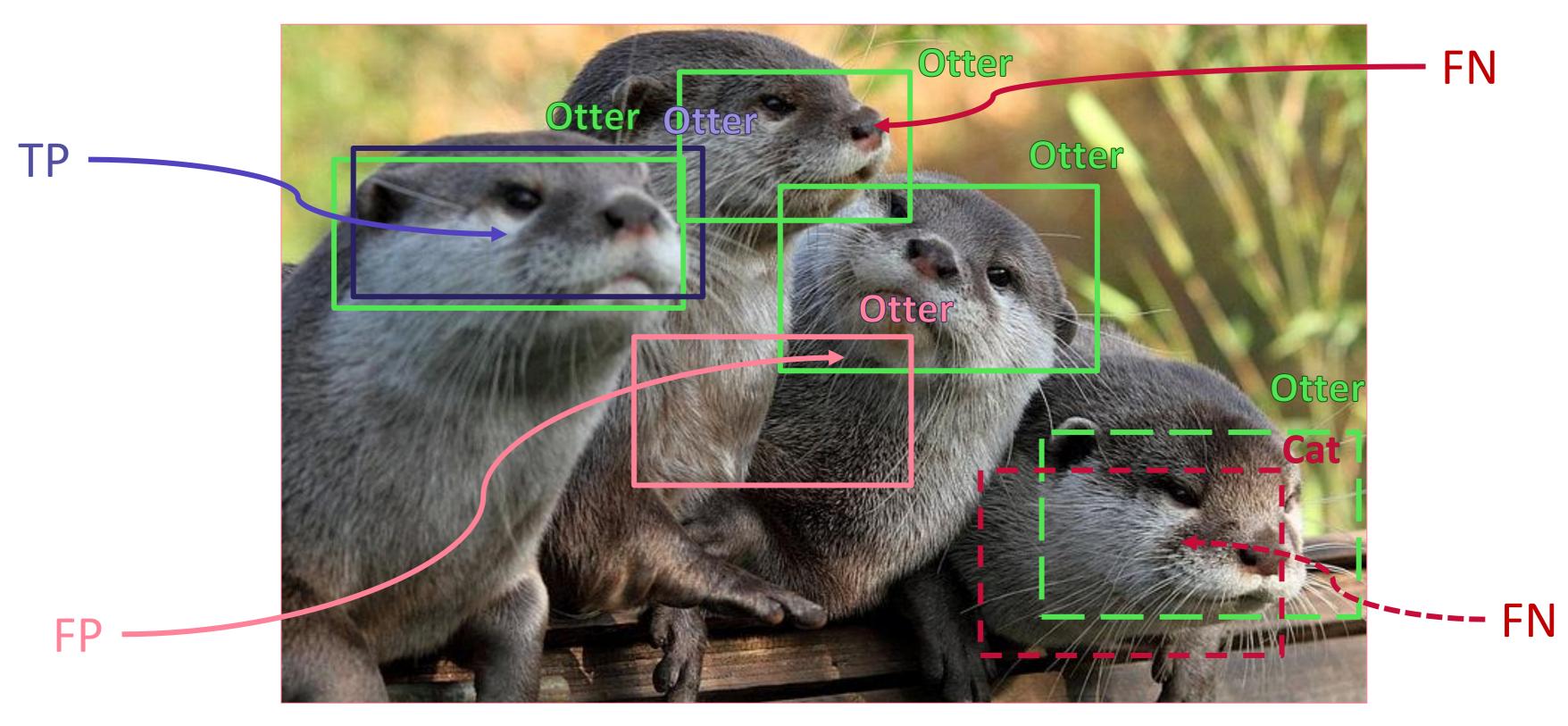
TP → Positive으로 응답(알고리즘이 검출) loU를 역치를 만족하고, 분류 또한 정답(True)



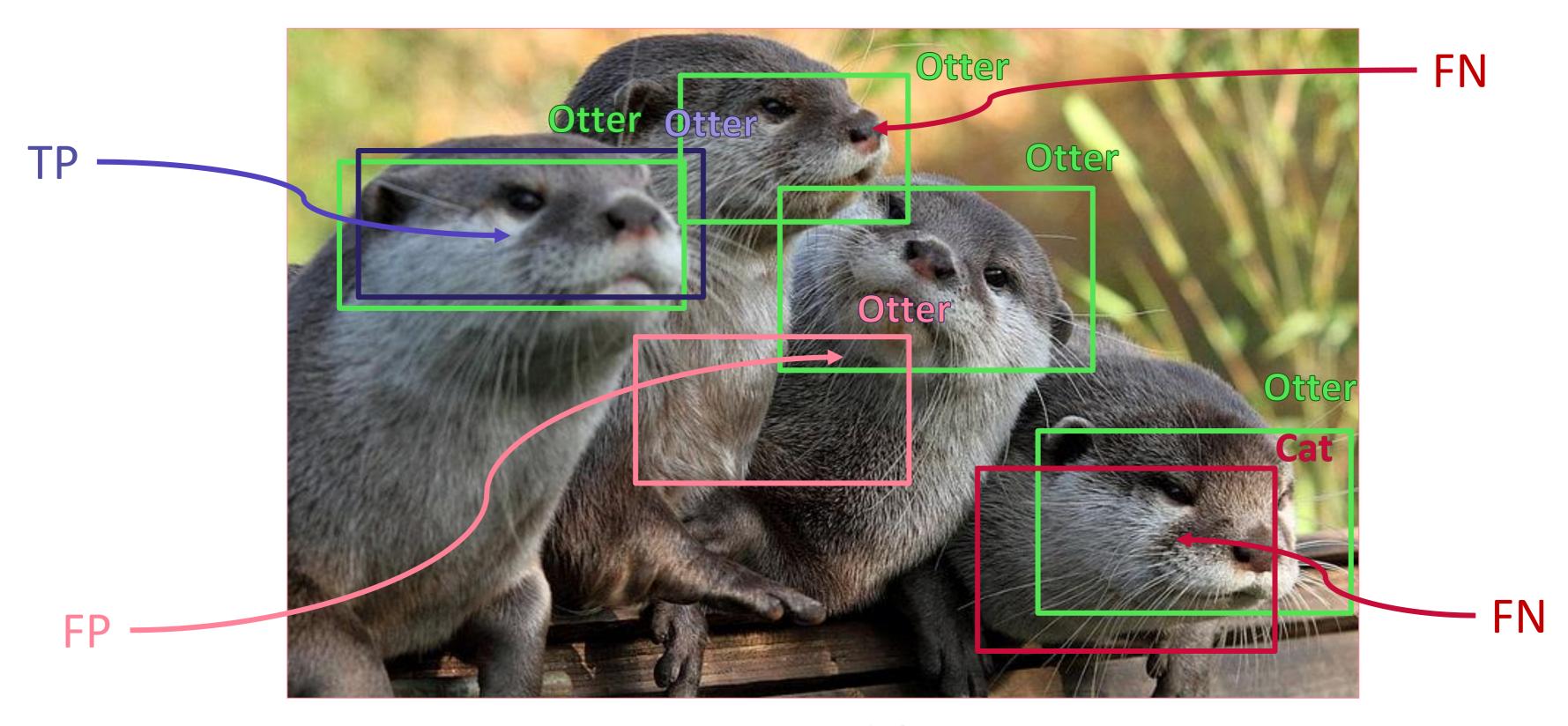
FP → Positive으로 응답(알고리즘이 검출)했으나 IoU를 역치를 만족하지 못하여 틀린 답(False)



FN → Negative으로 응답(알고리즘이 검출할게 없다고 답함) 알고리즘이 타겟을 놓침(검출하지 못함)



FN → IoU를 만족시켰으나 Negative(Cat으로 응답)으로 응답 분류가 잘못됨



TN → Negative으로 응답(검출할게 없다고 답함). 실제로도 그곳은 물체가 없기 때문에 정답임(True)



디텍션되야 하는 수달은 총 16마리! 알고리즘의 응답은 10마리! 수달 디텍션 알고리즘의 AP를 계산해보자!

정답 수달	IoU	신뢰도	분류	검출 결과
1번 수달	X	X	X	FN
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP
4번 수달	0.1	0.92	고슴도치	FN
5번 수달	X	X	X	FN
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP
7번 수달	0.25	0.33	고슴도치	FN
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP
9번 수달	8.0	0.91	수달	TP
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP
15번 수달	0.12	0.11	고슴도치	FN
16번 수달	0.77	0.68	고슴도치	FN

# loU >= 0.5 으로 주어졌을 때 왼쪽과 같이 알고리즘이 검출 결과를 내었을 때 AP를 구해보기

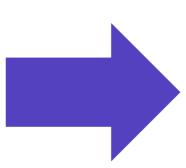
정답 수달	IoU	신뢰도	분류	검출 결과
1번 수달	X	X	X	FN
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP
4번 수달	0.1	0.92	고슴도치	FN
5번 수달	X	X	X	FN
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP
7번 수달	0.25	0.33	고슴도치	FN
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP
9번 수달	8.0	0.91	수달	TP
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP
15번 수달	0.12	0.11	고슴도치	FN
16번 수달	0.77	0.68	고슴도치	FN

# Precision을 구하기 위해 수달 클래스에 대한 알고리즘 반응을 뽑기

2번 수달	0.5	0.57	수달	TP
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP

# 신뢰도 값에 따라 정렬하기

2번 수달	0.5	0.57	수달	TP
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP



13번 수달	0.76	0.95	수달	TP
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP

# 신뢰도 역치가 0.95이상일 경우

					PRECISION	RECALL
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP	1/1	1/16
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP		
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP		
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP		
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP		
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP		
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP		
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP		
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP		
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP		

# 신뢰도 역치가 0.91이상일 경우

					PRECISION	RECALL
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP	1/1	1/16
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP	2/2	2/16
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP		
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP		
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP		
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP		
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP		
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP		
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP		
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP		

## 신뢰도 역치가 0.85이상일 경우

					PRECISION	RECALL
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP	1/1	1/16
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP	2/2	2/16
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP	3/3	3/16
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP		
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP		
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP		
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP		
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP		
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP		
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP		

## 신뢰도 역치가 0.81이상일 경우

					PRECISION	RECALL
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP	1/1	1/16
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP	2/2	2/16
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP	3/3	3/16
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP	4/4	4/16
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP		
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP		
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP		
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP		
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP		
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP		

## 신뢰도 역치가 0.78이상일 경우

					PRECISION	RECALL
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP	1/1	1/16
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP	2/2	2/16
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP	3/3	3/16
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP	4/4	4/16
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP	5/5	5/16
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP		
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP		
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP		
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP		
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP		

## 신뢰도 역치가 0.68이상일 경우

					PRECISION	RECALL
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP	1/1	1/16
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP	2/2	2/16
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP	3/3	3/16
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP	4/4	4/16
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP	5/5	5/16
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP	5/6	5/16
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP		
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP		
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP		
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP		

## 신뢰도 역치가 0.57이상일 경우

					PRECISION	RECALL
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP	1/1	1/16
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP	2/2	2/16
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP	3/3	3/16
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP	4/4	4/16
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP	5/5	5/16
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP	5/6	5/16
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP	6/7	6/16
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP		
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP		
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP		

## 신뢰도 역치가 0.45이상일 경우

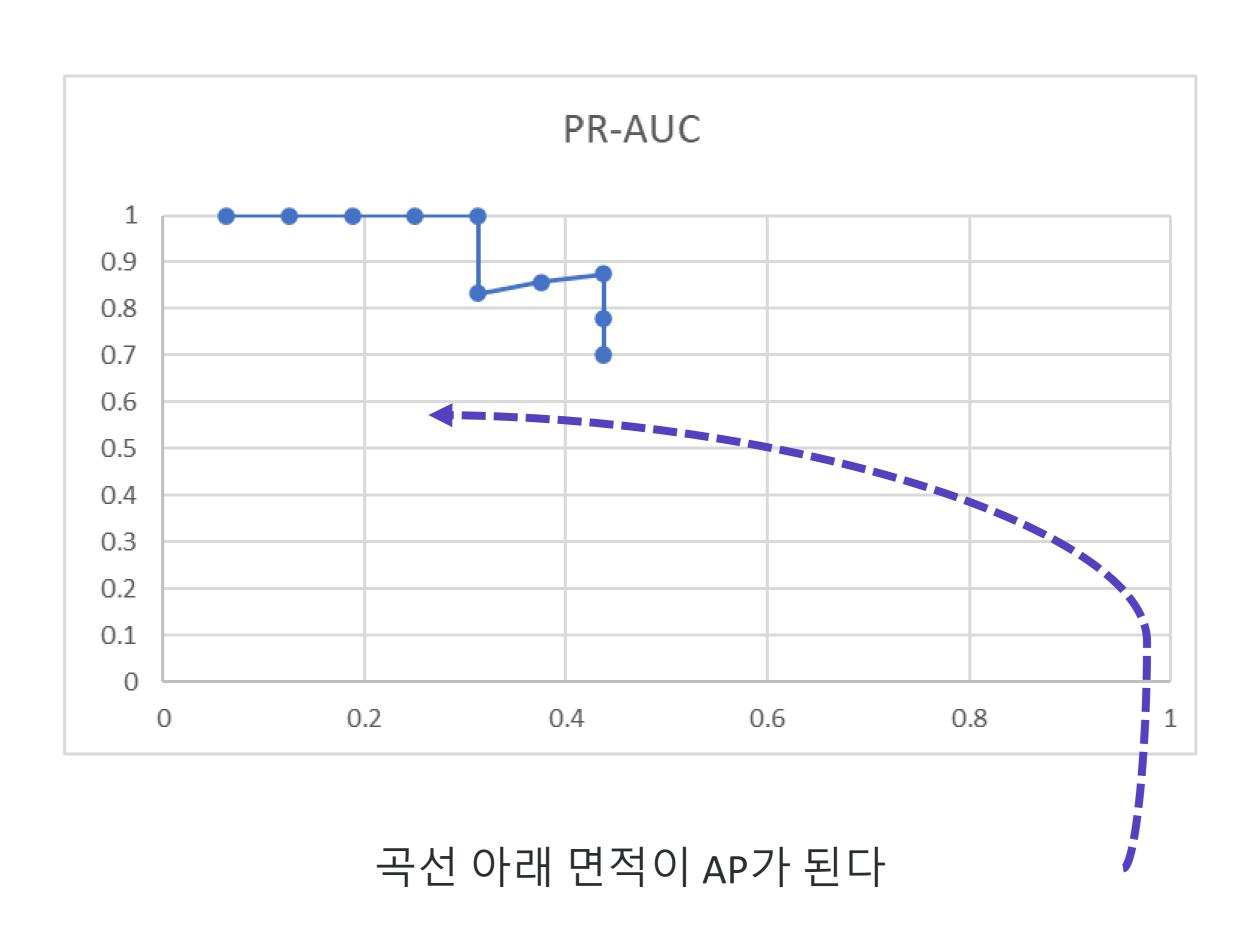
					PRECISION	RECALL
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP	1/1	1/16
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP	2/2	2/16
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP	3/3	3/16
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP	4/4	4/16
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP	5/5	5/16
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP	5/6	5/16
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP	6/7	6/16
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP	7/8	7/16
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP		
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP		

## 신뢰도 역치가 0.43이상일 경우

					PRECISION	RECALL
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP	1/1	1/16
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP	2/2	2/16
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP	3/3	3/16
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP	4/4	4/16
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP	5/5	5/16
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP	5/6	5/16
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP	6/7	6/16
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP	7/8	7/16
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP	7/9	7/16
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP		

## 신뢰도 역치가 0.13이상일 경우

					PRECISION	RECALL
13번 수달	0.76	0.95	수달	TP	1/1	1/16
9번 수달	0.8	0.91	수달	TP	2/2	2/16
8번 수달	0.76	0.85	수달	TP	3/3	3/16
14번 수달	0.66	0.81	수달	TP	4/4	4/16
3번 수달	0.7	0.78	수달	TP	5/5	5/16
12번 수달	0.44	0.68	수달	FP	5/6	5/16
2번 수달	0.5	0.57	수달	TP	6/7	6/16
11번 수달	0.93	0.45	수달	TP	7/8	7/16
6번 수달	0.46	0.43	수달	FP	7/9	7/16
10번 수달	0.35	0.13	수달	FP	7/10	7/16

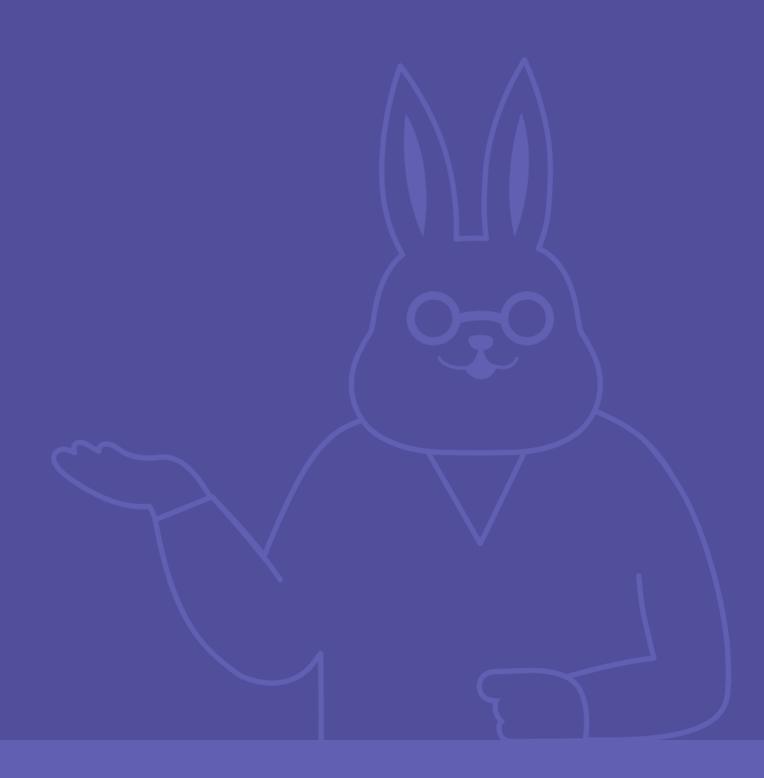


### ☑ mAP – 다양한 클래스를 고려하기 하기

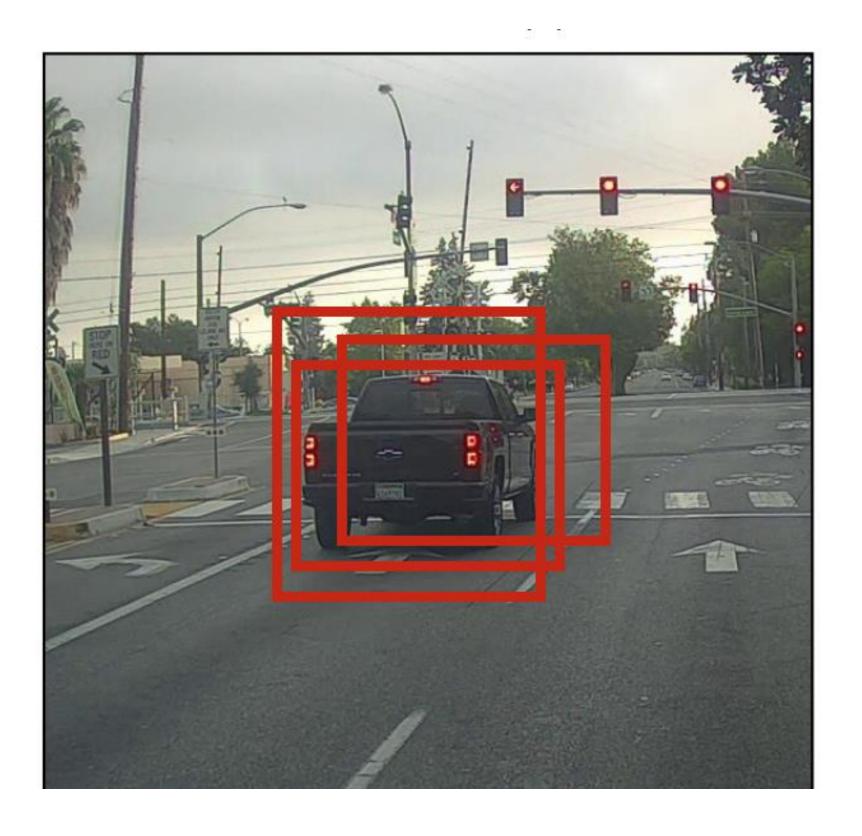
- mAP는 Mean Average Precision을 의미
- 예제에서는 클래스 하나(person)에 대해서만 Average Precision을 구한 것임
- 하지만 실제로는 클래스가 여러 개 있으므로 각 클래스 별 Average Precision을 구한 다음에 이들을 평균한 값인 mAP 값을 통해 성능을 판단

## mAP

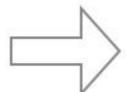
AP (%)	OLBPC	Hue- OLBPC	NOPPO NENT- OLBPC	RGB- OLBPC	CS- LBP	SIFT	OPPON ENT- SIFT	C- SIFT	RGB- SIFT
airplane	62.2	64.3	64.2	61.9	59.2	56.0	59.9	58.7	57.8
bicycle	38.6	35.4	39.1	42.0	44.8	44.9	43.8	38.9	44.6
bird	25.9	32.9	34.8	32.1	27.4	28.2	27.7	32.1	22.5
boat	56.4	56.0	60.8	59.5	53.0	45.7	49.1	51.8	46.6
bottle	15.0	20.4	20.0	20.3	19.5	19.6	21.2	21.4	21.0
bus	37.8	35.5	35.0	41.1	33.2	37.7	38.0	32.5	37.7
car	62.6	60.5	61.4	65.1	63.1	55.0	57.4	53.2	56.1
cat	38.9	39.3	39.7	42.9	40.2	36.5	37.7	34.1	37.3
chair	39.0	40.5	41.3	39.3	38.7	44.5	42.4	45.9	43.5
cow	20.6	21.5	14.6	24.9	18.3	25.9	17.0	16.6	27.8
table	35.0	36.1	37.0	32.0	33.1	29.6	36.7	38.7	29.1
dog	32.8	35.3	29.4	33.4	31.7	26.5	29.8	29.1	28.8
horse	57.6	64.6	63.6	58.3	55.2	57.0	59.1	61.9	54.8
motor	36.9	39.2	41.7	37.3	34.1	30.2	33.9	44.4	32.1
person	74.1	77.2	75.5	74.7	73.0	73.1	74.5	76.6	72.7
plant	21.3	22.7	26.7	20.1	17.5	11.5	19.9	27.1	11.5
sheep	12.3	23.5	26.0	19.9	16.9	27.4	31.2	30.9	19.4
sofa	25.8	27.8	27.5	25.0	19.0	23.6	22.9	23.2	24.6
train	56.1	44.2	51.7	55.5	56.8	53.4	54.5	58.5	51.1
monitor	25.6	29.2	27.9	31.8	31.7	33.7	35.0	27.3	35.6
Mean	38.7	40.3	40.9	40.9	38.3	38.0	39.6	40.1	37.7

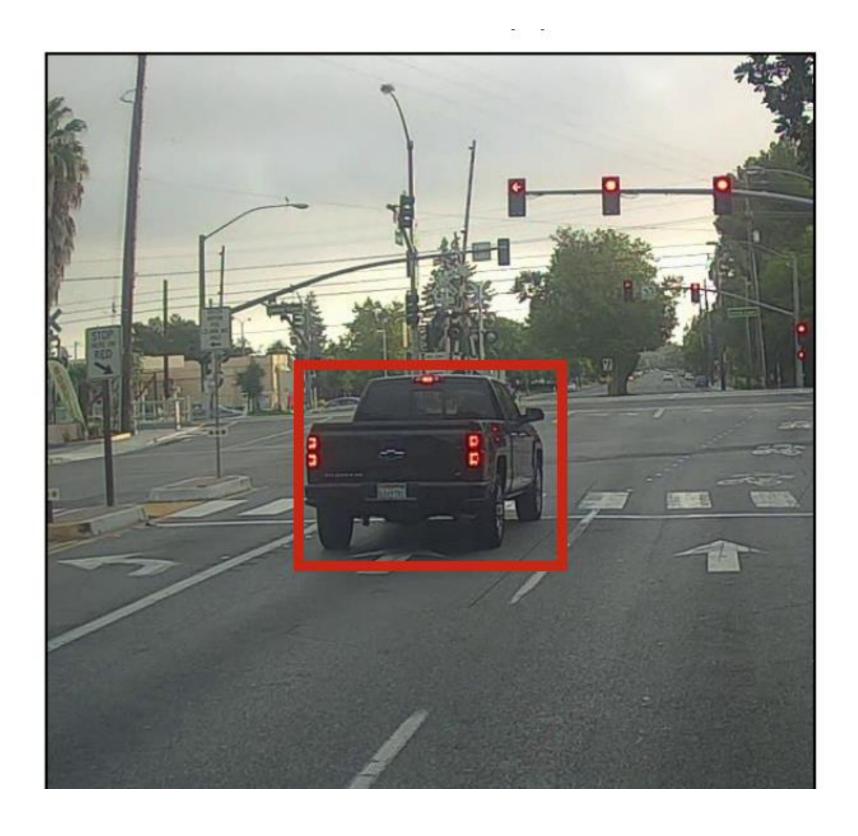


## ☑ 너무 예측결과 많은 경우



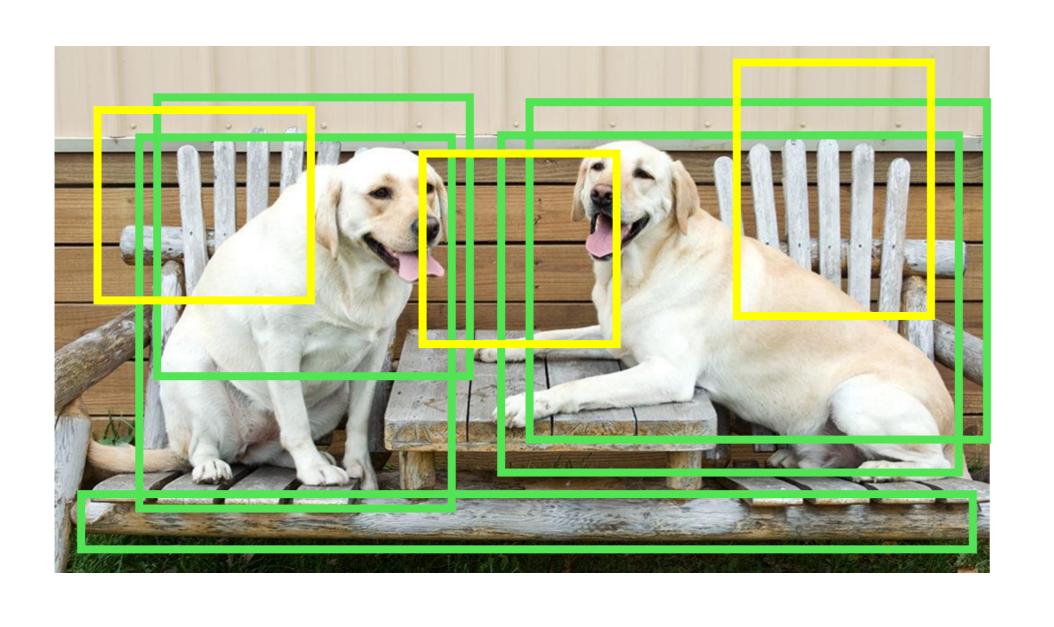
Non-Max Suppression





NMS

## ☑ 점수가 높은 박스들 순으로 정렬 후, Threshold 걸기



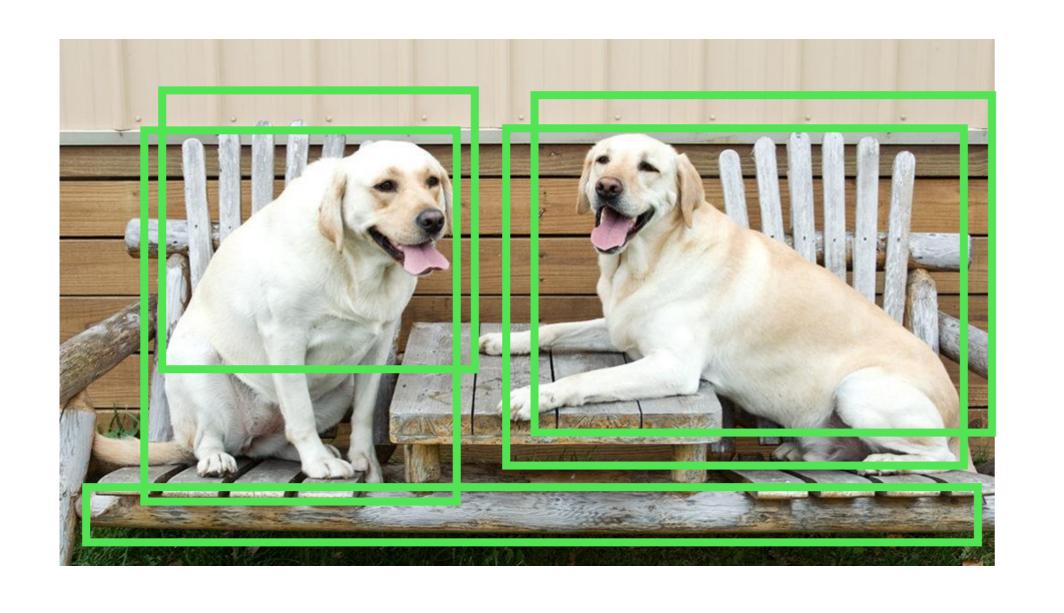
## Dog class confidence

0.8 0.9 0.6 0.7 0.5 0.3	0.8	0.9	0.6	0.7	0.5	0.3
-------------------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

## Other class confidence

0.5	0.7	0.6				
-----	-----	-----	--	--	--	--

## ☑ 점수가 높은 박스들 순으로 정렬 후, Threshold 걸기



## Dog class



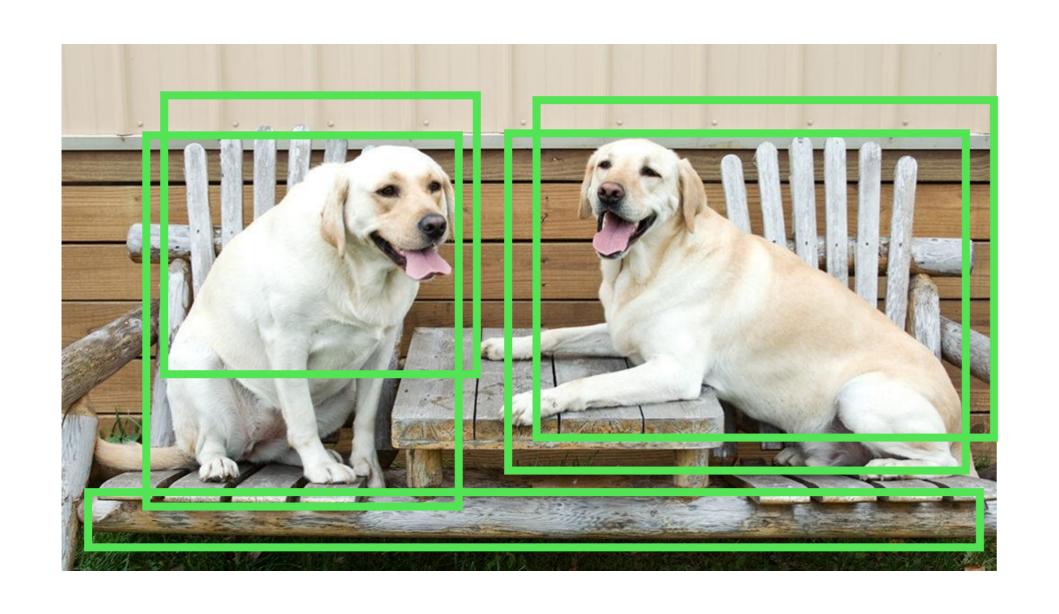
Sort

0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.3

Threshold

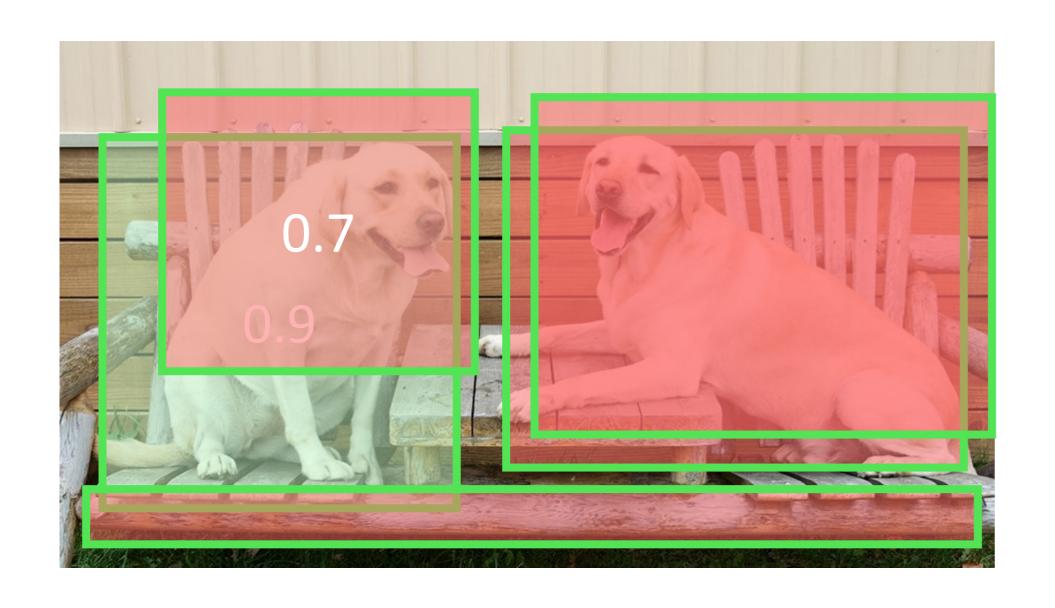
|--|

## ☑ 점수가 높은 박스들 순으로 정렬 후, Threshold 걸기



0.9 0.8	0.7	0.6	0.5	
---------	-----	-----	-----	--

## Non maximum suppresion

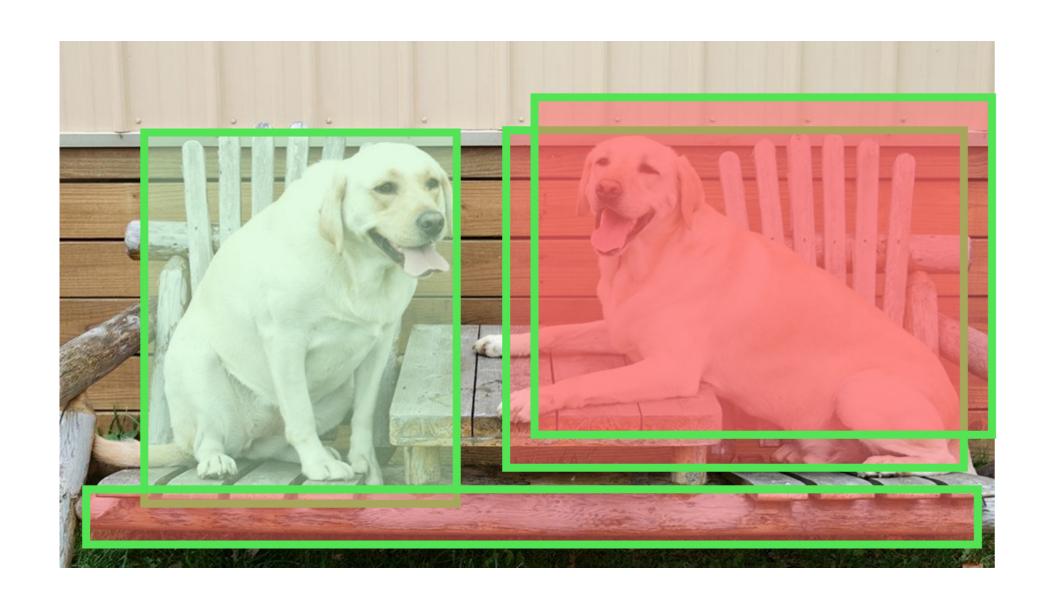


0.9 0.8 0.7 0.6 0.5

최고 점수 bbox와 다른 bbox의 loU 비교

Threshold (IoU 0.5) 이상이면 비교대상을 삭제

## Non maximum suppresion

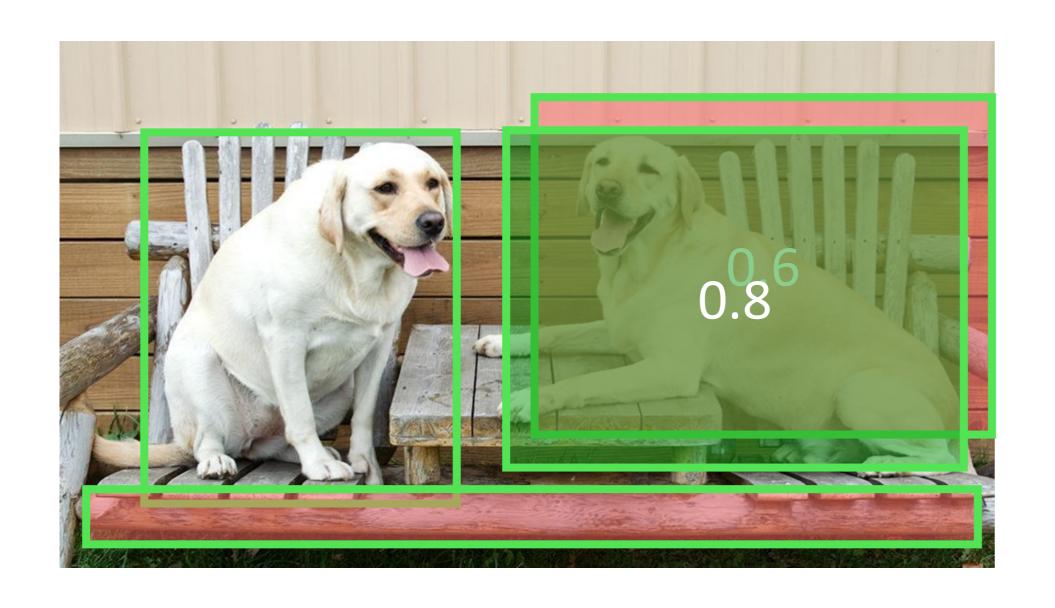


0.9 0.8 - 0.6 0.5

최고 점수 bbox와 다른 bbox의 loU 비교

Threshold (IoU 0.5) 이상이면 비교대상을 삭제

## Non maximum suppresion

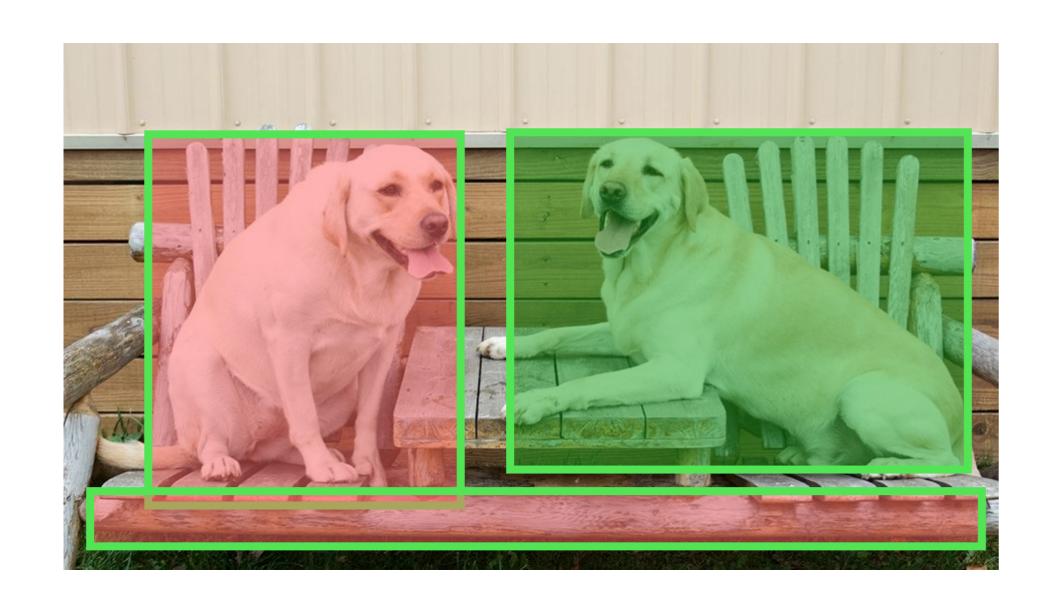


0.9 0.8 - 0.6 0.5

다음 최고 점수 bbox와 다른 bbox의 loU 비교

Threshold (IoU 0.5) 이상이면 비교대상을 삭제

## Non maximum suppresion

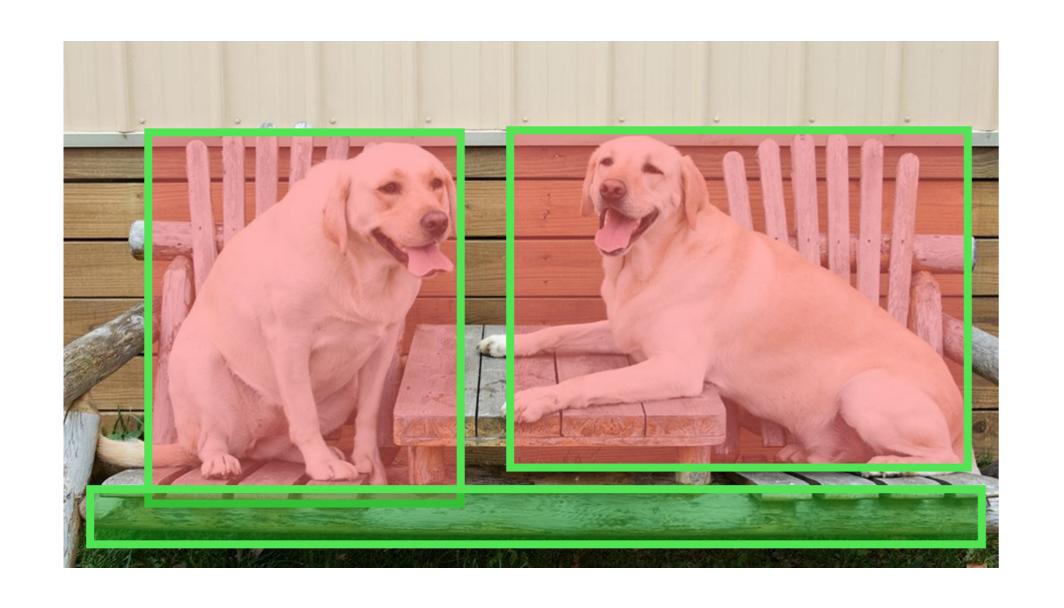


0.9 0.8 - - 0.5

다음 최고 점수 bbox와 다른 bbox의 loU 비교

Threshold (IoU 0.5) 이상이면 비교대상을 삭제

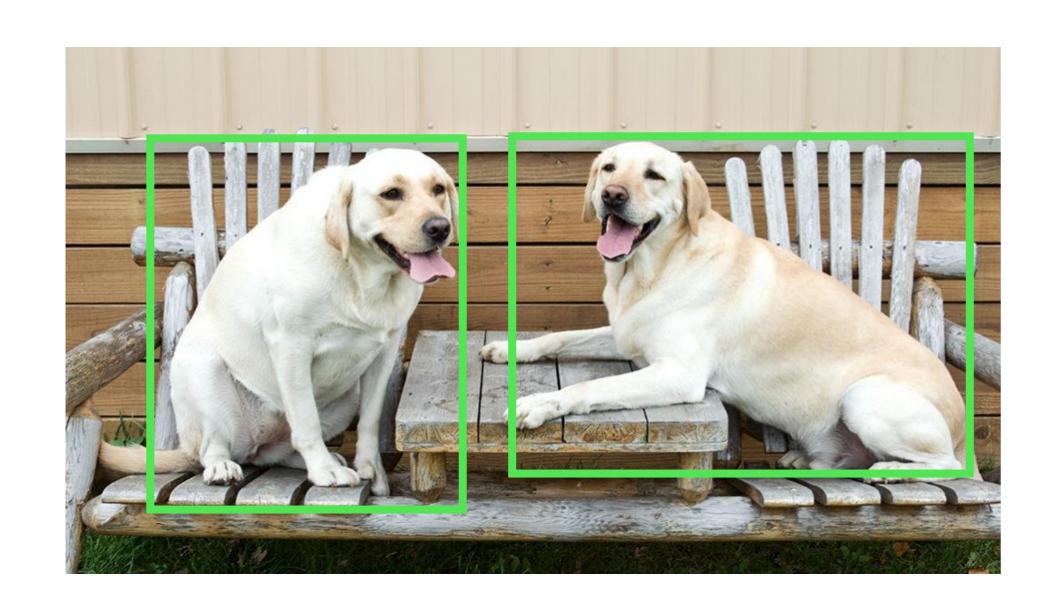
## ☑ NMS의 결과 후, 후처리



0.9	0.8		_	0.5	
-----	-----	--	---	-----	--

최종 결과에 따라
Threshold로 인식률(점수) 낮은
객체 제거

## ☑ NMS의 결과 후, 후처리



0.9	8.0		_	_	
-----	-----	--	---	---	--

최종 결과에 따라
Threshold로 인식률(점수) 낮은
객체 제거

## 크레딧

/\* elice \*/

코스 매니저 이재성

콘텐츠 제작자 최지수

강사 최지수

감수자 최지수

디자이너 강혜정

# 연락처

#### TEL

070-4633-2015

#### WEB

https://elice.io

#### E-MAIL

contact@elice.io

