

# 딥러닝을 활용한 캡슐내시경 판별모델

CODE STATES AI Bootcamp 3기 신정인

**1. 데이터 선정 이유**

**2. 데이터를 이용한 가설**

**3. 데이터 전처리**

**4. 딥러닝 적용**

**5. 딥러닝 모델 해석**



1

# 데이터 선정 이유



# The Kvasir Datasets

<https://datasets.simula.no/kvasir/>

4000 Images 8 Classes 500 Images for each class (v1)  
8000 Images 8 Classes 1000 Images for each class (v2)

Class	해석	모델 적용
Z-line	식도 위 경계	○
Normal-Pylorus	위 소장 경계	○
Normal-Cecum	정상 맹장	○
Esophagitis	식도염	○
Polyps	폴립(용종)	○
Ulcerative Colitis	궤양성 대장염	○
Dyed and Lifted Polyps	염색 및 제거된 폴립	×
Dyed and Resection Margins	염색된 폴립 절제면	×

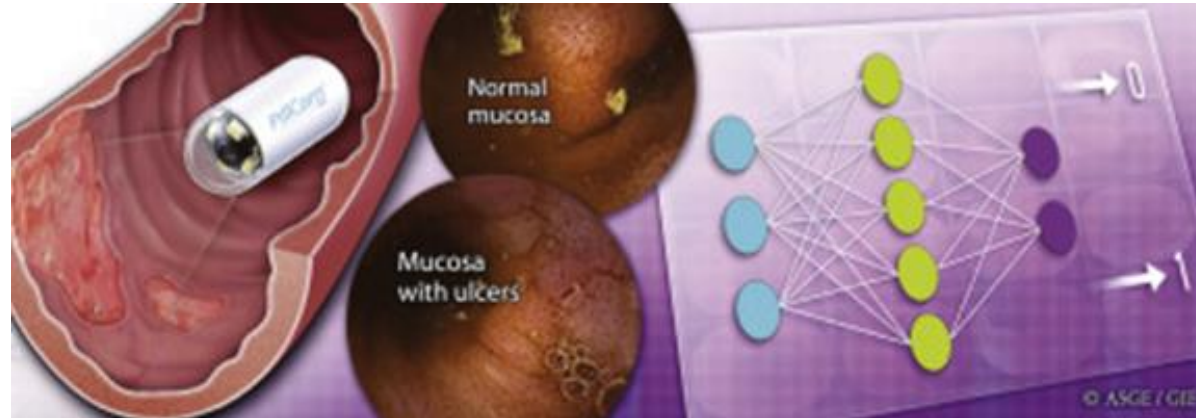
※ 검진의 목적이기 때문에 절제시술 후 사진은 제외 → 3,000 Images 학습

## Why Capsule Endoscopy?



- 고통 없이 일상 생활을 하면서 간편하게 진행할 수 있다.
- 소장 등 기존 내시경으로 진단이 어려운 부분도 검사가 가능하다.
- 약 10시간, 5만여장의 사진을 촬영하고, 소화기내과 의사가 판독해야 한다.
- 몇 가지 한계와 높은 검사비용으로 널리 보급되지 못하고 있다.

## Why Capsule Endoscopy + Deep Learning ?



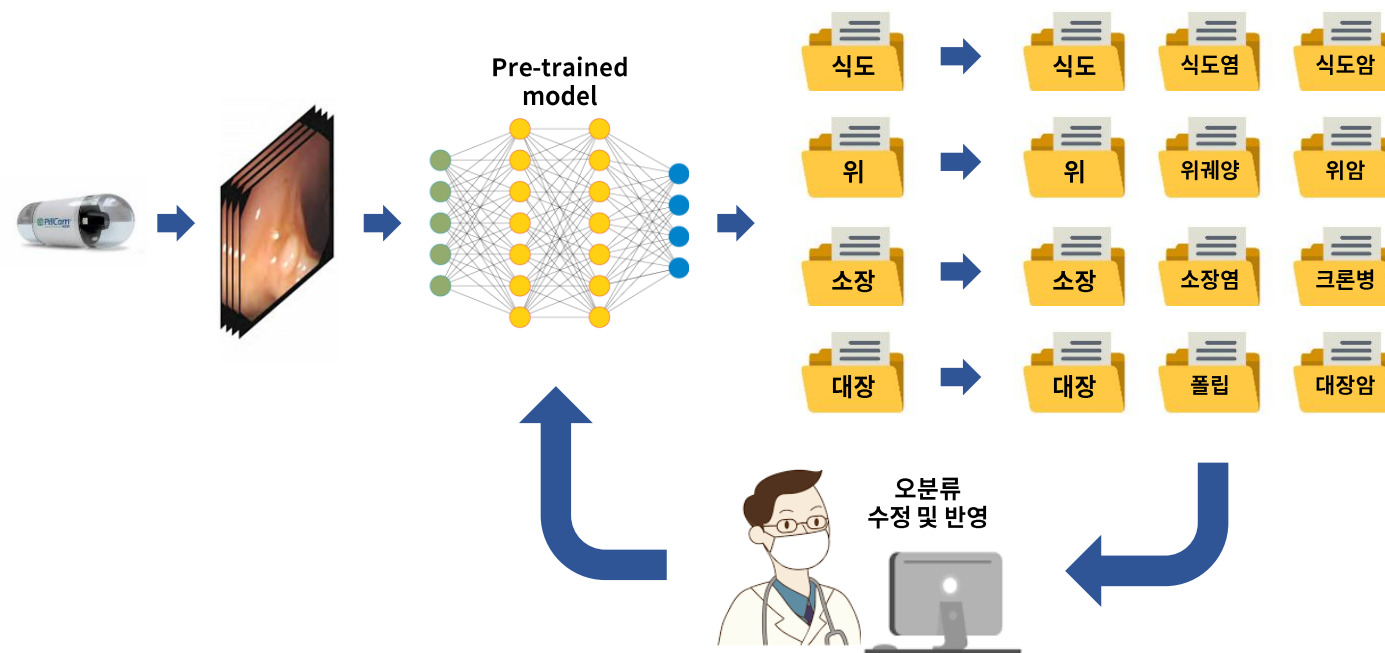
- 캡슐 내시경 검사시 매년 5만여장의 이미지 데이터가 수집된다.
- 빠른 사진 분류로 의료진의 업무 효율을 높일 수 있다.
- 소화기내과 의사는 주 71.5시간 업무, 68.9%가 우울과 불안을 경험
- 기존 내시경도 숙련도에 따라 용종의 미탐지율이 20% 정도 될 수 있다.
- 모델이 내장되면 실시간으로 사진 정보를 분석할 수 있다.
- 메모리, 카메라 등 하드웨어의 발전으로 성능은 높아지고 가격은 하락했다.

2

## 데이터를 이용한 가설

가설1.

딥러닝 모델이 내시경 사진 분류를 할 수 있을 것이다.

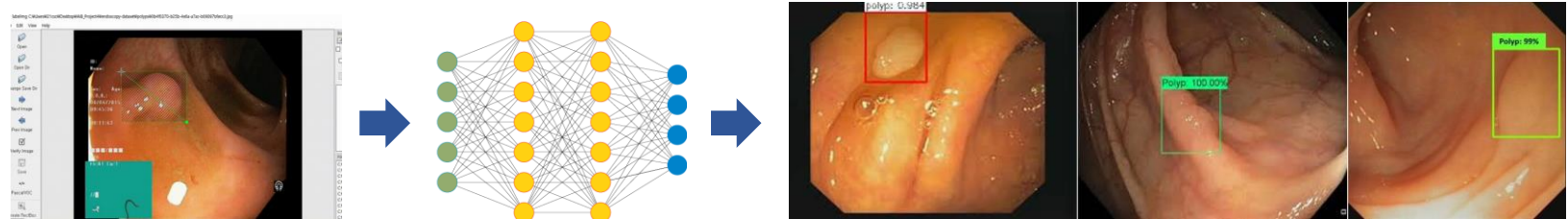


- Image Classification 을 통해 사진이 어떤 부위인지, 어떤 상태인지 판별할 수 있을 것이다.



### 가설2.

딥러닝 모델이 **Polyp Object Detection** 을 할 수 있을 것이다.



- Polyp Object Detection 을 통해 폴립의 수, 크기 등을 파악할 수 있다.
- 차후 폴립의 5가지 종류에 따라 분류하는 Object Detection model도 만들 수 있을 것이다. (선종성폴립/과형성폴립/툽니폴립/염증성폴립/과오종)

※ 명확히 **분리된 객체가 아니어서** 픽셀 단위로 구별하는 Segmentation이 아닌 Bounding-box를 활용하는 **Object Detection**을 선택

3

# 데이터 전처리

## Preprocessing - Image Classification



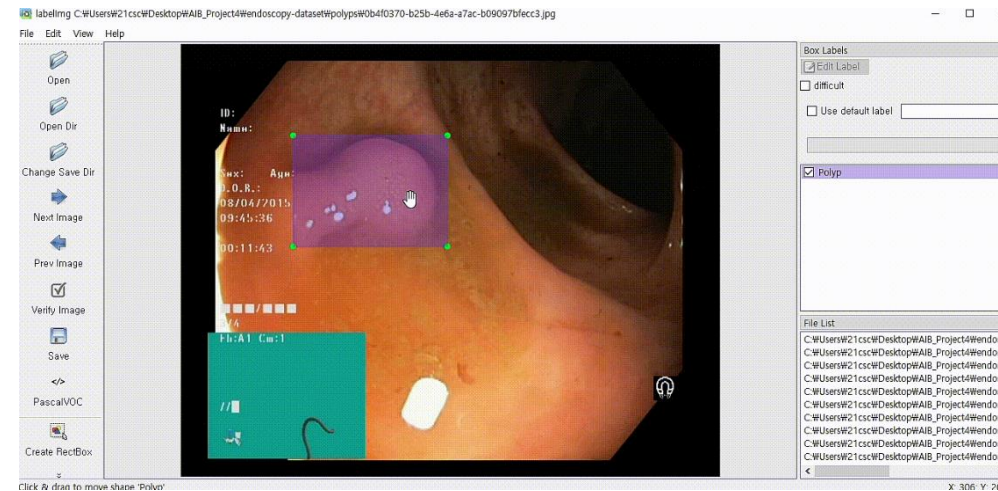
### 1. 좌측 하단 녹색 창

이미지 좌측 하단 패턴 일정하게 만들까 생각을 했지만,  
향후 테스트에 나쁜 영향을 줄 것 같아 그대로 학습시켰다.

### 2. Image Augmentation

내시경 이미지는 방향성이 없어 회전시켜 증폭하면 좋다고 판단되었으나,  
제한된 시간 때문에 차후에 진행하기로 결정하였다.

## Preprocessing - Object Detection



### Polyp Object Labeling

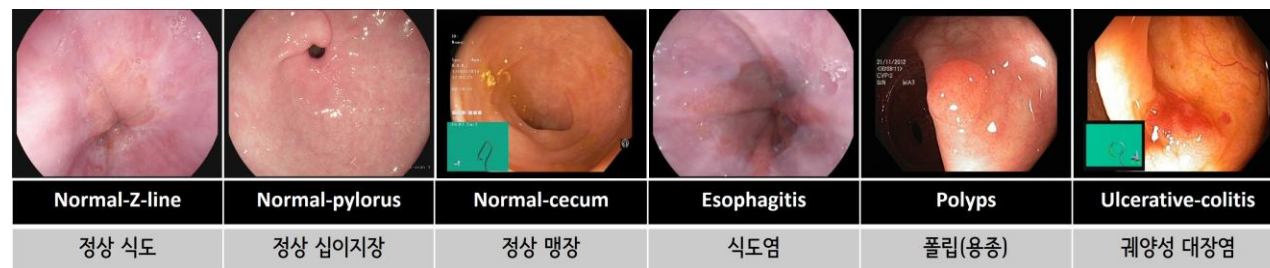
Polyp에 대한 Object Detection을 위해 LabelIMG를 활용,  
500장의 Polyp 이미지에 대해 레이블링을 실시하였다.

향후 도메인 지식을 더 쌓고, 5가지의 Polyp으로 상세하게 분류 할 계획이다.

4

## 딥러닝 적용

# 1. Image Classification



▶ # 6개 클래스, 은닉층은 relu, 출력층은 softmax

```
model = Sequential()

model.add(Conv2D(32, input_shape=(128,128,3), kernel_size=(3,3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Conv2D(128, (3,3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dense(6, activation='softmax'))

model.summary()
```

▶ model.compile(loss='categorical\_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])

# 1. Image Classification

```
model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
```

```
model.fit(train_gen, epochs=10, validation_data=val_gen)
```

```
Epoch 1/10  
75/75 [=====] - 898s 12s/step - loss: 1.1461 - accuracy: 0.5567 - val_loss: 0.8305 - val_accuracy: 0.6367  
Epoch 2/10  
75/75 [=====] - 129s 2s/step - loss: 0.6396 - accuracy: 0.7308 - val_loss: 0.6931 - val_accuracy: 0.7200  
Epoch 3/10  
75/75 [=====] - 128s 2s/step - loss: 0.4982 - accuracy: 0.8029 - val_loss: 0.6801 - val_accuracy: 0.7517  
Epoch 4/10  
75/75 [=====] - 131s 2s/step - loss: 0.4695 - accuracy: 0.8050 - val_loss: 0.6772 - val_accuracy: 0.7550  
Epoch 5/10  
75/75 [=====] - 128s 2s/step - loss: 0.3256 - accuracy: 0.8817 - val_loss: 0.7243 - val_accuracy: 0.7617  
Epoch 6/10  
75/75 [=====] - 128s 2s/step - loss: 0.2571 - accuracy: 0.8988 - val_loss: 0.7773 - val_accuracy: 0.7533  
Epoch 7/10  
75/75 [=====] - 128s 2s/step - loss: 0.1846 - accuracy: 0.9396 - val_loss: 0.7914 - val_accuracy: 0.7567  
Epoch 8/10  
75/75 [=====] - 131s 2s/step - loss: 0.1591 - accuracy: 0.9417 - val_loss: 0.7916 - val_accuracy: 0.7583  
Epoch 9/10  
75/75 [=====] - 130s 2s/step - loss: 0.1296 - accuracy: 0.9513 - val_loss: 0.8828 - val_accuracy: 0.7383  
Epoch 10/10  
75/75 [=====] - 130s 2s/step - loss: 0.0905 - accuracy: 0.9688 - val_loss: 0.9110 - val_accuracy: 0.7733  
<keras.callbacks.History at 0x7f5588b3bdd0>
```

- Chance Level : 0.1667 (6 classes)
- Train Accuracy : 0.9688
- Validation Accuracy : 0.7733

## 2. Object Detection

YOLOv5



```
%cd /content
!git clone https://github.com/ultralytics/yolov5.git
```

```
/content
Cloning into 'yolov5'...
remote: Enumerating objects: 9185, done.
remote: Counting objects: 100% (1/1), done.
remote: Total 9185 (delta 0), reused 0 (delta 0), pack-reused 9184
Receiving objects: 100% (9185/9185), 9.58 MiB | 25.69 MiB/s, done.
Resolving deltas: 100% (6385/6385), done.
```

```
%cd /content/yolov5/
!pip install -r requirements.txt
```

```
%cat /content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/data.yaml
```

데이터 경로 및 클래스 정보가 담겨 있는 **yaml**

```
names:
- Polyp
nc: 1
train: /content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/train.txt
val: /content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/val.txt
```



## 2. Object Detection

```
%cd /content/yolov5/

!python train.py --img 256 --batch 32 --epochs 30 --data /content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/data.yaml
--cfg ./models/yolov5s.yaml --weights yolov5s.pt --name polyp_yolov5s_results

/content/yolov5
train: weights=yolov5s.pt, cfg=./models/yolov5s.yaml, data=/content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/data.yaml,
github: up to date with https://github.com/ultralytics/yolov5 ✓
YOLOv5 🚀 v5.0-405-gfad57c2 torch 1.9.0+cu102 CPU

hyperparameters: lr0=0.01, lrf=0.2, momentum=0.937, weight_decay=0.0005, warmup_epochs=3.0, warmup_momentum=0.8, w:
Weights & Biases: run 'pip install wandb' to automatically track and visualize YOLOv5 🚀 runs (RECOMMENDED)
TensorBoard: Start with 'tensorboard --logdir runs/train', view at http://localhost:6006/
Overriding model.yaml nc=80 with nc=1
```

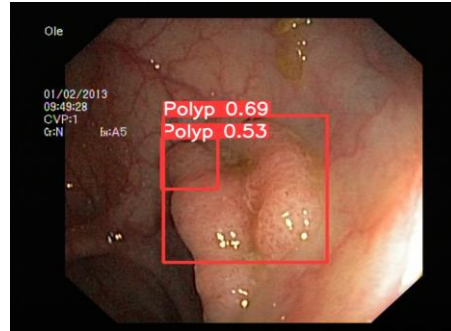
Input-size 256 , Batch-size 32 , Epoch 30 , weight yolov5s

	all	100	123	0.000	0.730	0.879	0.603
Epoch	gpu_mem	box	obj	cls	labels	img_size	
28/29	0G	0.03682	0.01454	0	33	256: 100% 13/13 [02:05<00:00, 9.67s/it]	
	Class	Images	Labels	P	R	mAP@0.5	mAP@0.5:.95: 100% 2/2 [00:09<00:00, 4.50s/it]
	all	100	123	0.889	0.78	0.887	0.579
Epoch	gpu_mem	box	obj	cls	labels	img_size	
29/29	0G	0.03757	0.01601	0	55	256: 100% 13/13 [02:04<00:00, 9.59s/it]	
	Class	Images	Labels	P	R	mAP@0.5	mAP@0.5:.95: 100% 2/2 [00:10<00:00, 5.38s/it]
	all	100	123	0.912	0.764	0.894	0.573

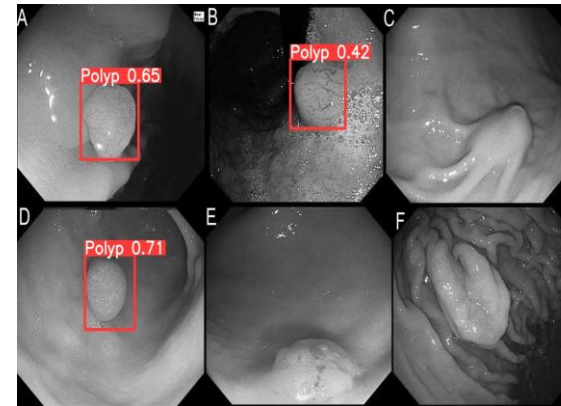
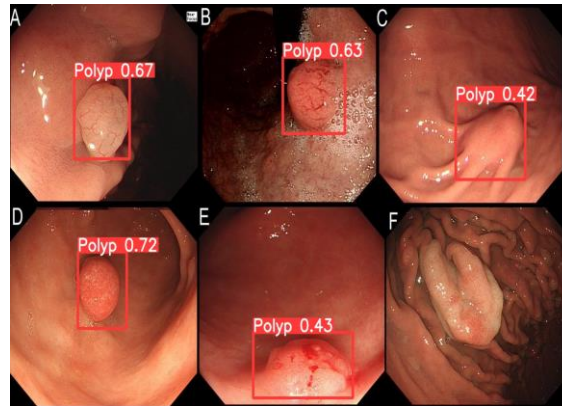
30 epochs completed in 1.129 hours.

Optimizer stripped from runs/train/polyp\_yolov5s\_results2/weights/last.pt, 14.3MB  
 Optimizer stripped from runs/train/polyp\_yolov5s\_results2/weights/best.pt, 14.3MB  
 Results saved to **runs/train/polyp\_yolov5s\_results2**

## 2. Object Detection



여러 개의 Polyp을 잘 찾아내지만  
Accuracy 성능이 좋다고 보긴 힘들 것 같다.



흑백 이미지로 변경할 경우 Detection 성능이 떨어지는 것을 확인하였다.

## 2. Object Detection

# 동영상에서 Object Detection 하기

```
python detect.py --source /content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/polyp-MP4.mp4
--weights /content/yolov5/runs/train/polyp_yolov5s_results/weights/best.pt
```

```
detect: weights=['/content/yolov5/runs/train/polyp_yolov5s_results2/weights/best.pt'], source=/content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/polyp-MP4.mp4
YOLOv5 v5.0-405-gfad57c2 torch 1.9.0+cu102 CPU
```

Fusing layers...

Model Summary: 224 layers, 7053910 parameters, 0 gradients, 16.3 GFLOPs

video 1/1 (1/888) /content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/polyp-MP4.mp4: 384x640 5 Polyps, Done. (0.314s)

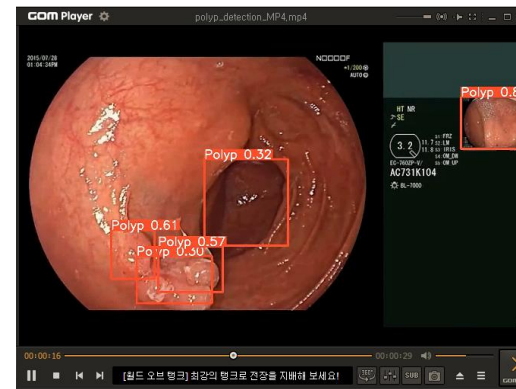
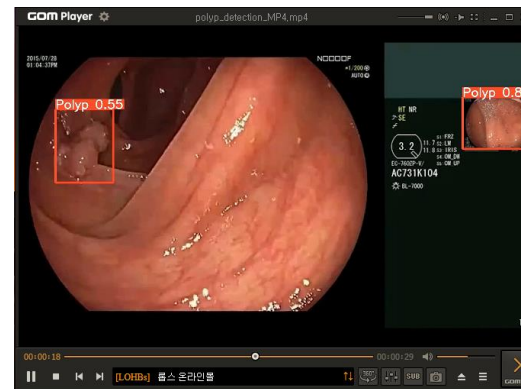
video 1/1 (2/888) /content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/polyp-MP4.mp4: 384x640 5 Polyps, Done. (0.316s)

video 1/1 (3/888) /content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/polyp-MP4.mp4: 384x640 5 Polyps, Done. (0.293s)

video 1/1 (4/888) /content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/polyp-MP4.mp4: 384x640 5 Polyps, Done. (0.285s)

video 1/1 (5/888) /content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/polyp-MP4.mp4: 384x640 5 Polyps, Done. (0.285s)

video 1/1 (6/888) /content/drive/MyDrive/1.codestates/3.project/polyp-MP4.mp4: 384x640 5 Polyps, Done. (0.292s)



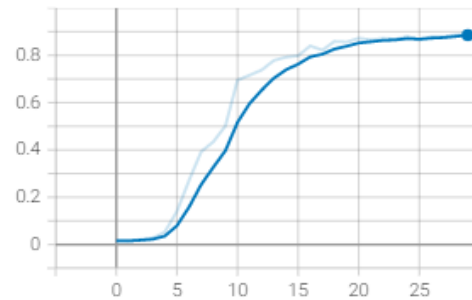
동영상에서의 Object Detection도 가능한 것을 확인하였다.  
(모든 프레임을 모델에 적용하고 새로운 동영상을 생성하게 된다)

5

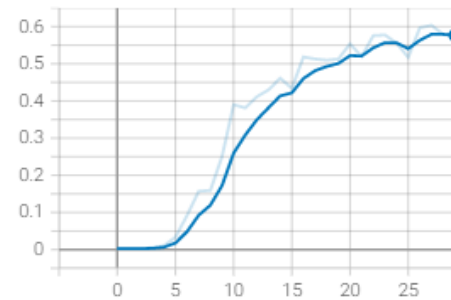
# 딥러닝 모델 해석

## Tensorboard (30 Epoch)

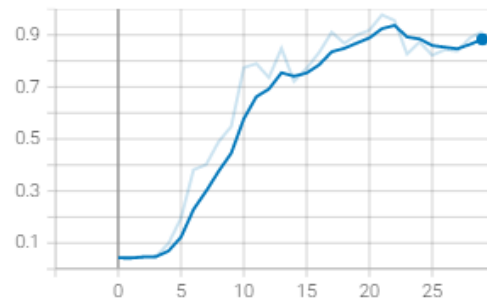
metrics/mAP\_0.5  
tag: metrics/mAP\_0.5



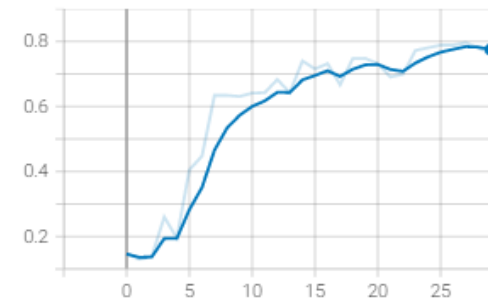
metrics/mAP\_0.5:0.95  
tag: metrics/mAP\_0.5:0.95



metrics/precision  
tag: metrics/precision



metrics/recall  
tag: metrics/recall



Precision = 올바르게 탐지한 수 / 탐지한 수  
Recall = 올바르게 탐지한 수 / 실제 오브젝트 수

Precision : 0.912    Recall : 0.764

mAP\_0.5 : 0.894    mAP\_0.5:0.95 : 0.573

※ mAP\_0.5 : IoU가 0.5이상인 평균정밀도(mean average precision)  
(IoU가 0.5보다 클 경우 올바른 예측으로 간주한다)

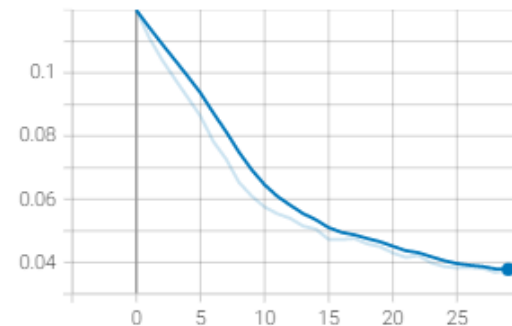
$$\text{IoU} = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}}$$



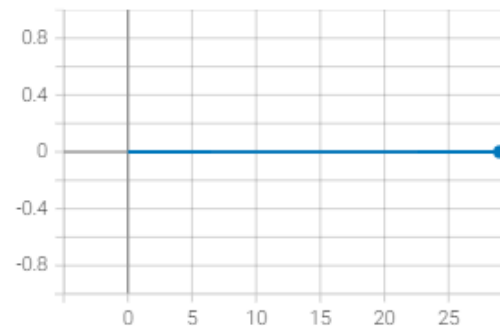
## Tensorboard (30 Epoch)

train

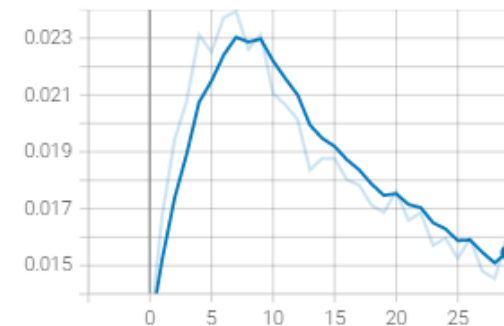
train/box\_loss  
tag: train/box\_loss



train/cls\_loss  
tag: train/cls\_loss

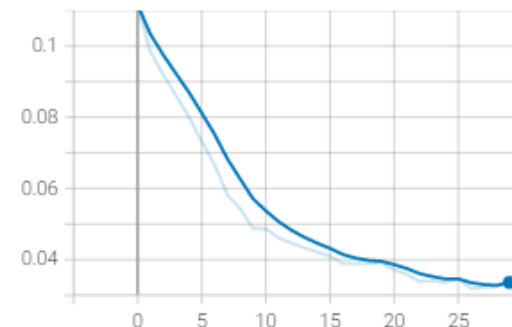


train/obj\_loss  
tag: train/obj\_loss

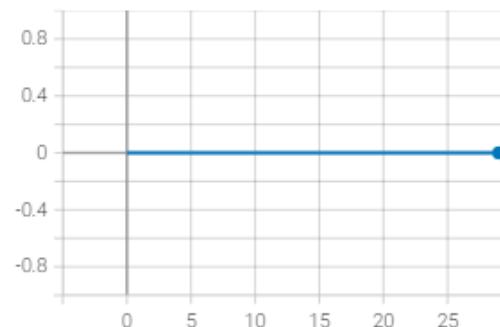


val

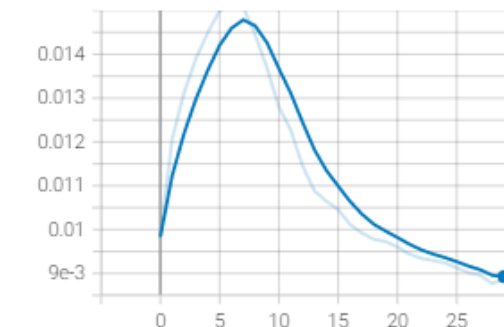
val/box\_loss  
tag: val/box\_loss



val/cls\_loss  
tag: val/cls\_loss



val/obj\_loss  
tag: val/obj\_loss



**감사합니다**