

## 개인 회고 - 남권표\_T3072

저는 팀내에서 YOLOv5 모델을 맡았습니다. 다른 팀원분이 label smoothing을 사용하지 않은 multi-scale 적용 모델을 이미 연구 중이셨기 때문에 저는 label smoothing을 사용한 yolo5 모델을 연구했습니다.

먼저 **yolo5 기본 모델과 label smoothing을 적용한 두 모델을 비교**했습니다. 이때 label smoothing을 사용한 모델이 0.004정도 낮은 mAP 성능을 기록했지만 valid loss 그래프가 더 안정적인 모습을 보였습니다. 이때 **label smoothing 모델**에 적합한 하이퍼 파라미터를 적용하기 위해 hyperparameter evolution 기법을 사용해 적합한 하이퍼 파라미터 구성을 찾았습니다. (해당 기법은 경우 yolo5 모듈에 내장되어 있는 기능입니다.) 해당 하이퍼 파라미터를 이용해 학습시킨 결과 기본 모델보다 약 0.03 높은 mAP 성능을 기록했습니다.

이후 evolution 기법을 사용한 모델에 multi-scale 기법을 적용했을 때 오히려 성능이 0.02 mAP 낮아졌고, 이후에도 label smoothing을 사용한 여러 모델에 적용해 봤지만 label smoothing과 multi-scale을 함께 적용한 경우에는 대부분 성능이 떨어지는 모습을 보였습니다. 따라서 multi-scale 기법은 해당 모델에서 제외하기로 했습니다. (단, label smoothing을 사용하지 않은 모델들에 대해서는 모두 성능이 올라감을 확인했습니다.)

이후 TTA, pseudo labeling 기법과 여러 augmentation 들을 적용해 봤고 결과는 아래 표와 같습니다.

적용 기법	결과
TTA	TTA 적용시 모든 모델에서 mAP 성능이 향상되었습니다. evolution 기법 적용 모델은 0.04 mAP가 향상되었습니다.
Pseudo Labeling	mAP가 향상되는 경우도 있었지만 오히려 떨어지는 경우도 있었습니다. test 셋에 대한 bounding box가 부정확하여 벌어지는 현상으로 생각하고 있습니다. 성능이 오르는 경우 0.01정도의 향상을 보였습니다.
Augmentation	Augmentation은 yolo5에서 제공하는 기본 기법을 사용하지 않고 Flip, RandomRotate등의 기법을 직접 추가해서 수정했습니다. 그 결과 0.03정도 mAP가 향상되었습니다.
Augmentation을 사용한 데이터 증가	augmentation 기법을 적용시킨 이미지를 폴더에 저장하여 학습에 추가하는 방식을 사용해봤습니다. 그 결과 0.005 정도 성능이 향상됐습니다.

이후 성능이 좋은 기법들을 사용해 yolo5m, yolo5x 등에 적용했고 yolo5x6에 모든 기법들을 적용한 모듈이 약 0.57 mAP를 기록하여 해당 모델을 다른 팀원들의 모델들과 앙상블시켰습니다.