

소프트웨어학과  
2022년도 졸업작품 결과 보고서

이름
박상우

SED

(Security Equipment Detective)

## 목차

1 - 1 프로젝트 기간.

1 - 2 프로젝트 목적

1 - 3 프로젝트 목표 및 내용

1 - 4 개발환경

2 - 1 시스템 흐름

3 - 1 결론

## 1 - 1. 프로젝트 기간

2022-03-08 ~ 2022-11-07

## 1 - 2. 프로젝트 목적



최근 5년간 사고사망자 수 및 사고사망만인율 현황.

- 건설 현장에서는 많은 사고가 발생하여 작업자들은 항상 목숨을 위협받으며 일을 하고 있다. 건설업에서 41명 줄어든 417명(50.4%)이며 제조업은 17명 감소한 184명(22.2%) 등 건설·제조업에서 70% 이상 발생했고, 이 밖의 업종에서는 227명(27.4%) 발생했다. 재해유형별로는 떨어짐 351명(42.4%), 끼임 95명(11.5%) 등 대부분 기본적인 안전수칙 준수로 예방 가능한 재래형 사고가 전체의 53.9%로, ‘부딪힘’과 ‘깔림·뒤집힘’, ‘물체에 맞음’ 순으로 발생했다.

또한 규모별로는 5~49인 사업장 352명(42.5%), 5인 미만 318명(38.4%) 등 50인 미만 소규모 사업장에서 전체의 80.9%가 발생했는데, 50~299인 사업장은 110명(13.3%), 300인 이상 48명(5.8%) 순으로 발생했고 외국인 노동자에게도 사고가 발생했다.

따라서 건설 작업자들의 안전을 위해 안전 장비 (미)착용을 실시간으로 확인하는 것이 목적이다.

## 1 - 3. 프로젝트 목표 및 내용 (프로젝트 요약)

### 1. 객체 인식할 모델 선택

keras-yolo3 : 간단한 처리과정으로 속도가 매우 빠르고 기존의 다른 real-time detection들과 비교할 때, 2배 정도 높은 mAP를 보인다.

Image 전체를 한 번에 바라보는 방식으로 class 에 대한 맥락적 이해도가 높다. YOLO 이전의 R-CNN은 이미지를 여러 장으로 분할하고, CNN모델을 이용해 이미지를 분석했다. 그렇기 때문에 이미지 한 장에서 객체 탐지를 해도 실제로는 여러 장의 이미지를 분석하는 것과 같았다. 하지만 YOLO는 이러한 과정 없이 이미지를 한 번만 보는 강력한 특징을 갖고 있다.

실시간으로 객체를 탐지할 수 있다. 높은 성능은 아니더라도 준수한 성능으로 실시간으로 Object

Detection이 가능했기 때문에 기존의 Faster R-CNN보다 6배 빠른 성능을 보여 준다.

## 2. 이미지 수집

roboflow와 구글 크롤링을 통해 이미지를 필요할 때마다 계속 수집. roboflow에는 무료 데이터셋이 많고 해당 데이터셋이 지원하는 Annotation의 형식들을 볼 수 있다. 어떤 모델로 탐지를 할 것인지에 따라서 Annotation 형식들이 있기 때문에 원하는 형식을 선택해서 다운받을 수 있다. 그리고 데이터셋 구성이 Train/Vaild/Test data로 구성되어 있다.

## 3. 이미지 라벨링

roboflow에는 다양한 Annotation 형식들이 많지만 helmet, non\_helmet, vest, non\_vest 의 클래스 수로 원하는 형식의 라벨링이 많지 않아 이미지셋을 계속 찾기 보다는 다운 받은 이미지들을 직접 라벨링 하는 작업이 오히려 더 정확하고 빠르게 할 수 있을거라 판단하여 이미지 수를 늘려가면서 계속 학습하고 테스트를 진행.

## 4. 이미지 증대

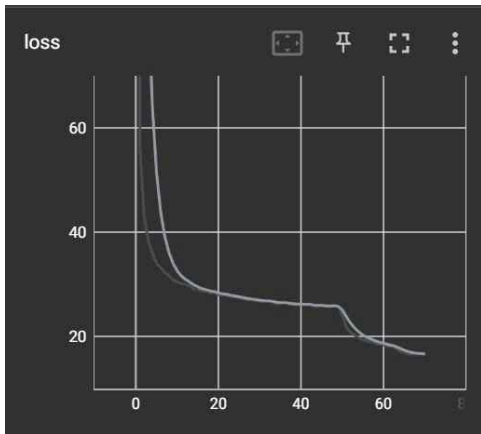
이미지를 수집하여 keras-yolo3로 학습을 시킨 후 테스트를 진행했을 때 train set 데이터와 test set 데이터 테스트 결과는 다음과 같았다.



안전모와 야광안전조끼를 착용한 상태를 제대로 인식하지 못하거나 착용하지 않았는데 착용했다고 인식하는 경우가 다수 발생하였고 모자를 안전모라 인식하는 경우도 발생했다. 또한 이미 인식한 개체에 한 번 더 Bounding Box를 두르는 경우도 있었다. 그래서 하나의 이미지를 축소, 회전, 밝기 조정, 좌우 반전, 평행 이동을 주어 모델 성능을 향상시켜주었다.

## 5. 파인 튜닝과 조기 종료

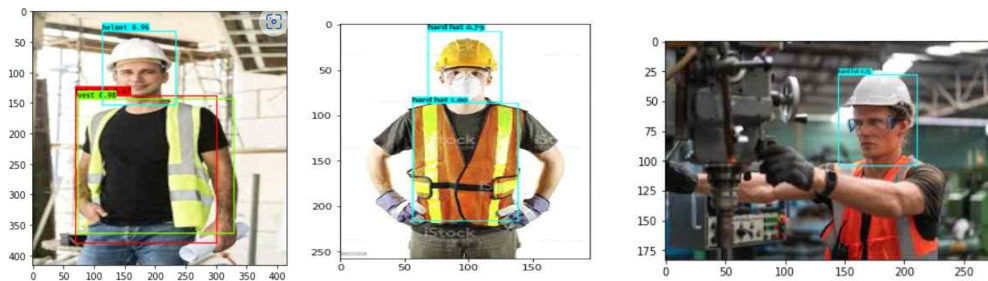
먼저 50에포크로 학습을 진행하고 이어서 학습되어져있는 모델의 가중치를 다시 조정하여 학습시키는 방법으로 진행하여 100에코프까지 학습을 시켰고 과적합이 발생하지 않게 성능이 더 이상 증가하지 않으면 학습을 조기 종료시키도록 했다.



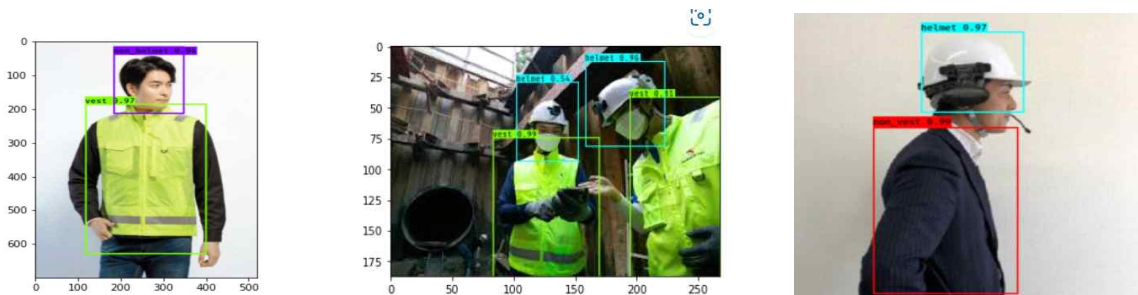
loss 란 어떤 학습된 모델을 실제 데이터에 적용했을 때 모델의 추정 오차로 인해 발생하는 손실이다. 위 사진은 모델 향상 시킨 후의 loss 값이다. 50에포크까지 학습을 진행한 후 이어서 100에포크까지 진행하던 도중 성능이 더 이상 향상되지 않아 76에포크에서 조기 종료되었다.

## 6. 모델 향상 전과 후의 비교 사진

### ✱ 모델 향상 전



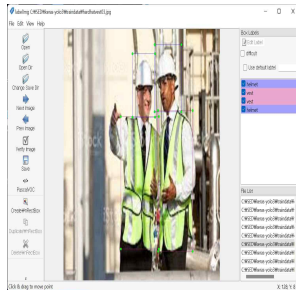
### ✱ 모델 향상 후



## 개발환경

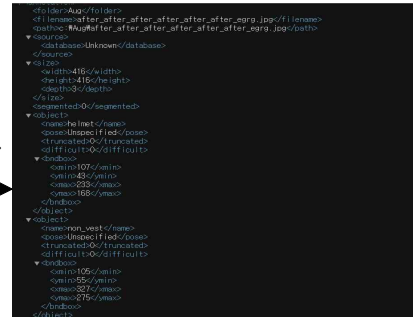
Python, Jupyter Notebook, Pyqt5

## 시스템 흐름



수집한 이미지들을 모두  
라벨링하여 xml 파일로 저장.

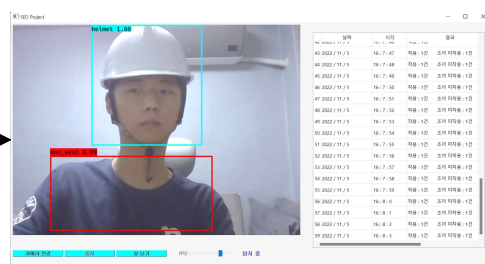
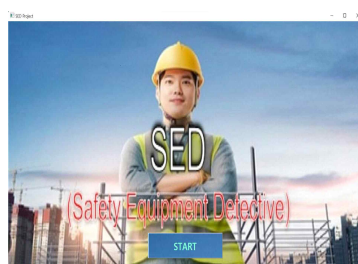
xml 파일들을 모두 csv에  
저장



csv 파일을 keras-yolo3로 학습을 하고 train data, test data를 나눠서 테스트를 진행

```
Epoch 5/50
224/224 [=====] - 969s 4s/step - loss: 35.9535 - val_loss: 32.9630
Epoch 6/50
224/224 [=====] - 1042s 5s/step - loss: 34.0208 - val_loss: 37.6276
Epoch 7/50
224/224 [=====] - 1047s 5s/step - loss: 33.1691 - val_loss: 40.5894
Epoch 8/50
224/224 [=====] - 1044s 5s/step - loss: 32.2862 - val_loss: 37.3922
...
224/224 [=====] - 2645s 12s/step - loss: 16.6379 - val_loss:
14.9042

Epoch 00067: ReduceLRonPlateau reducing learning rate to 9.999999747378752e-07.
Epoch 68/100
224/224 [=====] - 2643s 12s/step - loss: 16.6338 - val_loss: 20.6594 Epoch
69/100 224/224 [=====] - 2492s 11s/step - loss: 16.5910 - val_loss: 14.8854
Epoch 70/100 224/224 [=====] - 2515s 11s/step - loss: 16.6456 - val_loss:
21.2572 Epoch 00070: ReduceLRonPlateau reducing learning rate to 9.999999747378752e-08. Epoch 71/100
224/224 [=====] - 2510s 11s/step - loss: 16.5406 - val_loss: 18.3884 Epoch
00071: early stopping
```



첫 화면 -> Start 버튼 클릭

화면이 넘어가면 카메라 연결, 중지, 창 닫기를  
할 수 있고 카메라 연결했을 때 날짜, 시각,  
결과를 볼 수 있음. (non\_helmet, non\_vest 시  
음성으로 미착용이라 알리고 다시 착용하고 다시  
와달라고 알림)

## 결론

처음 이미지를 학습시키고 테스트 했을 때 생각대로 잘 인식이 되지 않아 무엇을 해야 할지 막막하기만 했다. 무작정 이미지만을 늘리자니 해야 할 작업들이 너무 많고 한다고 해도 테스트를 했을 때 인식을 못하게 되면 난감해 질 것 같아 실행에 옮기기가 두려웠다.

열심히 검색해보고 모델 성능을 향상 시키는 방법으로 무엇이 있을지 계속 생각을 하면서 프로젝트를 진행하여 아직 문제해결역량이 부족하다는 느낌이 크게 와 닿았다.

또한 프로젝트가 처음과 끝맺음이 잘 이어져있지 않았던 경우를 겪어 다른 웹/앱 프로젝트를 할 때도 기능 구현만 생각하지 말고 전체적인 흐름도 고민하면서 구성해나가야겠다는 생각이 들었다.