# PORT FOLIO

- 급덕후 감덕후
- **1** 010 8872 1536
- deokhwikim@gmail.com
- GitHub
- Notion

## CONTENIS

#### **About**

김덕휘입니다
 기획 의도
 프로젝트 기간 및 개발 환경
 4p

#### **Project**

아이디어 회의 및 주제 선정 · · · 5p
Data Preprocessing · · 6p
Training\_YOLOv8 · · 9p
Re-preprocessing · · · 11p
Training\_GRU · · 14p
모델 성능 Test 및 비교 · · 16p

#### Warp up

· 아쉬운 점 및 개선할 점 · · 20p

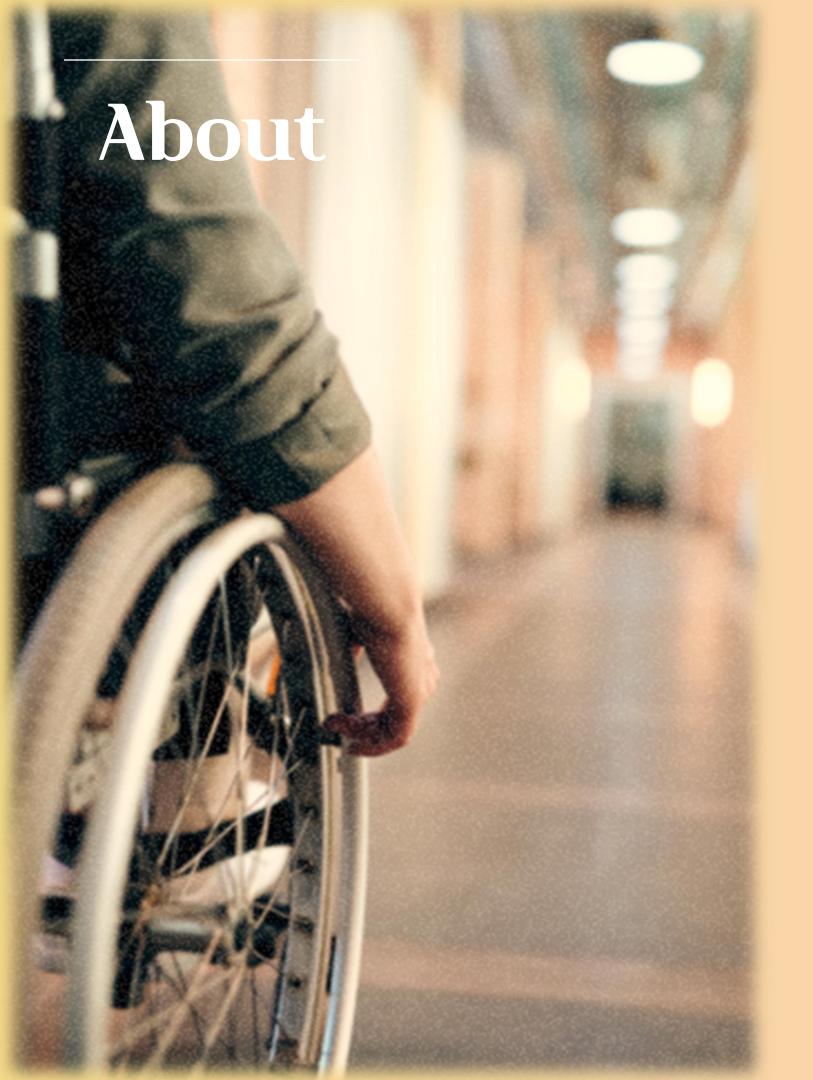
### About

#### 김덕휘입니다



저는 경기대학교에서 연기를 전공하고, 약 10년 동안 배우로 활동해왔습니다. 배우로서 무대와 스크린에서 다양한 인물을 연기하며 대중과 소통하는 기회를 가졌고, 이를 통해 창의적인 사고와 공감 능력을 자연스럽게 익힐 수 있었습니다. 다양한 배역을 연구하고 소화하며 스토리를 전달하는 과정은 꽤나 큰 즐거움이었지만, 꾸준히 새로운 도전을 추구하던 제게는 다른 방식으로 세상에 기여할 수 있는 길을 모색하고자 하는 마음이 생겼습니다.

그 과정에서 기술과 데이터를 통해 인간의 삶을 더 풍요롭게 하는 인공지능(AI)이라는 분야에 매료되었습니다. 특히 컴퓨터 비전이라는 분야는 인간의 눈과 같은 역할을 하며 세상을 이해하고 분석하는 데 큰 도움이 되지 않을까? 하는 생각을 하게 되었습니다. 사람의 눈이 단순히 세상을 보는 데 그치지 않고 환경과 상호작용하며 해석하는 것처럼, 컴퓨터 비전을 활용하면 AI도 사람처럼 세상을 보고, 이해하며 더 나아가 무한한 확장 가능성을 제공할 수 있다는 점이 큰 영감을 주었습니다. 저는 이를 통해 AI가 인간의 안전과 편의를 높이고 새로운 창작 기회를 제공하는 데 기여하고자 개발자로서의 길을 선택하게 되었습니다.



#### 기획 의도

출산율 감소와 인구 고령화로 인해 노년층의 비율이 점점 증가하고 있다. 그에 따라 노년층의 안전과 건강을 보장하기 위한 서비스 수요의 증가로 이어진다고 판단했다.

특히 낙상과 같은 의도치 않는 사고는 고령자에게 흔하면서도 심각한 사고 중 하나로, 신체적 부상 뿐 아니라 심리적 위축, 의료비 증가 등 다양한 문제를 야기한다.

이에 따라 낙상 사고를 신속히 감지하고 골든 타임을 놓치지 않는 발빠른 대응을 가능하게 함으로써 노년층의 안전과 건강을 지키는데에 도움이 되고자 하는 것이 이번 프로젝트의 주된 목적이다.

### About



CPU Intel i7-14700kf

**GPU Nvidia Geforce 4070 SUPER** 



OS Windows 11

Cuda 12.5.40

cuDNN 8.9.7



Python 3.10.x

Visual Studio Code Colab Jupyter Notebook



개발 환경

Pytorch 2.2.2
Numpy 1.26.4
Mediapipe 0.10.14
Scikit-learn 1.5.2
Ultralytics 8.3.5
OpenCV 4.10.0.84

#### 프로젝트 기간

24.09.30 - 24.10.03

아이디어 회의 & 주제 선정

24.10.04 - 24.10.20

데이터 전처리 및 YOLO 학습

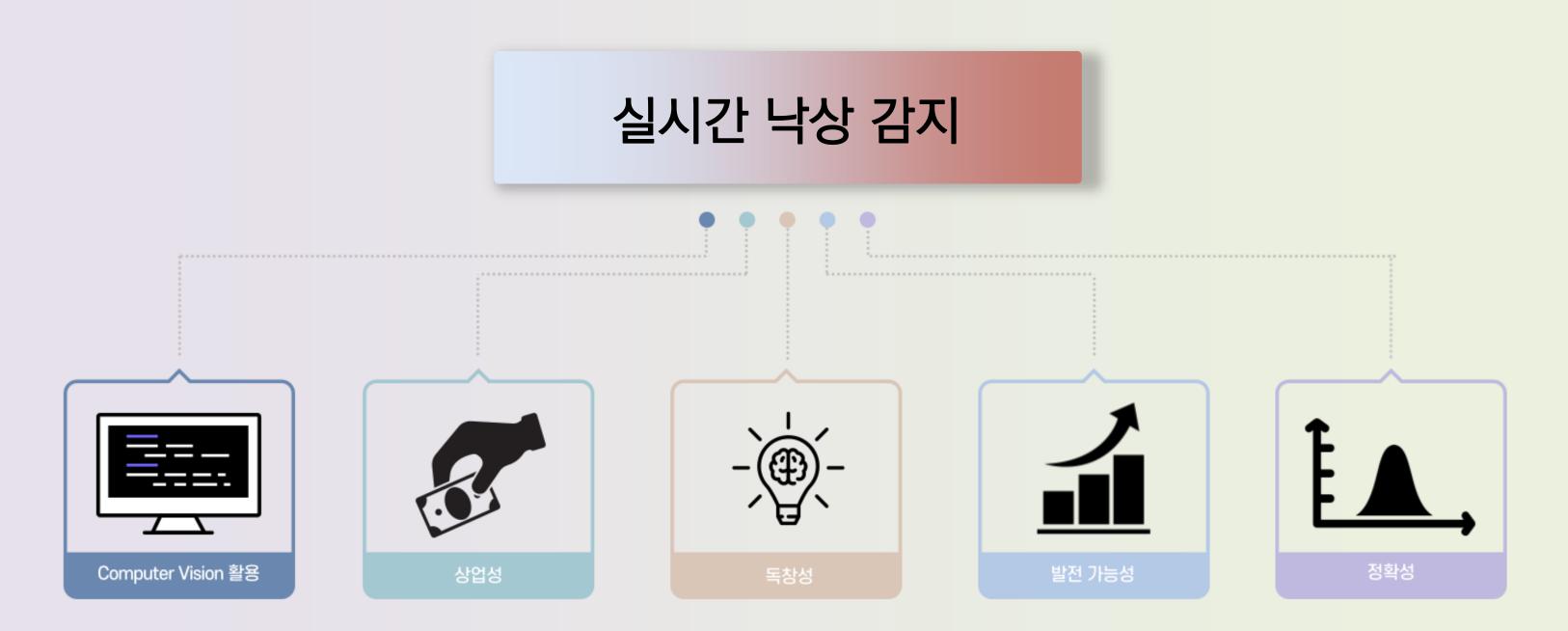
24.10.21 - 24.11.23

데이터 2차 가공, GRU 학습 및 테스트

24,11,24

프로젝트 마무리

#### 아이디어 회의 및 주제 선정



위 5가지 항목을 토대로 회의를 거쳐 실시간 낙상 감지 프로젝트를 진행하기로 결정했다.

#### **Dataset Allub**

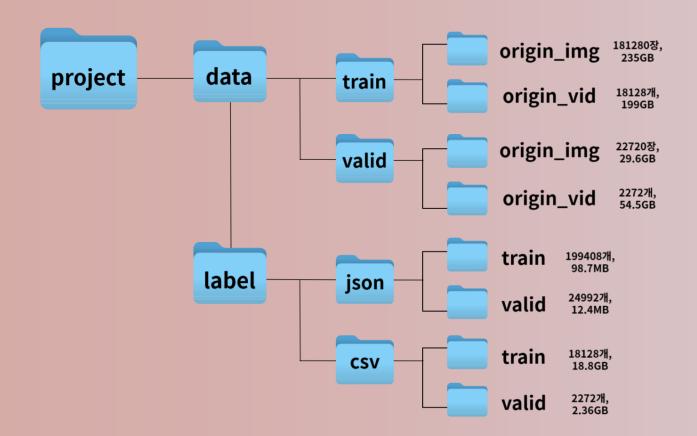
## 

#### **Data Preprocessing**

```
def move_datas(origin_root, target_dir, data_extensions=('.mp4')):
    if not os.path.exists(target_dir):
       os.makedirs(target_dir)
    for dirpath, dirnames, filenames in os.walk(origin_root):
       for filename in filenames:
            if filename.lower().endswith(data_extensions):
               src_path = os.path.join(dirpath, filename)
               target path = os.path.join(target dir, filename)
                shutil.copy(src_path, target_path)
               print("완료")
origin_root = 'D:\\041.낙상사고 위험동작 영상-센서 쌍 데이터\\3.개방데이터\\1.데이터\\Training\\01.원천데이터\\TS\\영상\\Y\\'
target_dir = 'D:\\human_fall\\video\\Training\\Y'
val_N_root = 'D:\\human_fall\\video\\Training\\Y'
target_val_N_folder = 'D:\\human_fall\\video\\Validation\\N'
val_Y_root = 'D:\\041.낙상사고 위험동작 영상-센서 쌍 데이터\\3.개방데이터\\1.데이터\\Validation\\01.원천데이터\\V5\\영상\\Y\\'
target_val_Y_folder = 'D:\\human_fall\\video\\Validation\\Y'
move_datas(origin_root, target_dir)
move_datas(val_N_root, target_val_N_folder)
move_datas(val_Y_root, target_val_Y_folder)
```

Total images	204,000
Total videos	20,400
Total jsons	224,400
Total csvs	20,400

데이터셋은 왼쪽과 같은 구조로 되어 있다. 가장 먼저 YOLO 모델로 객체 탐지 후 bbox의 좌표를 얻어내기로 했기에 데이터 정리부터 시작했다.



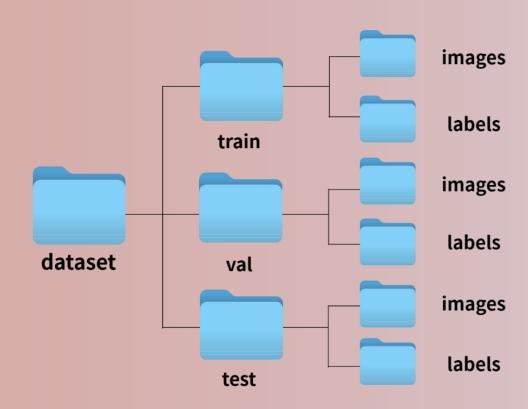


1차로 정리한 데이터는 크게 비낙상 데이터(N)와 낙상 데이터(BY, FY, SY)로 구분 짓고, 3개의 낙상 데이터는 하나(Y)로 통합했다.

#### **Data Preprocessing**

```
# 소스 폴더와 대상 폴더 경로 설정
source_folder = 'D:\\human_fall\\train_origin\\Y'
train_folder = 'D:\\human_fall\\dataset\\train\\images'
test folder = 'D:\\human fall\\dataset\\test\\images'
# 필요한 폴더들이 없으면 생성
for folder in [train_folder, test_folder]:
   if not os.path.exists(folder):
       os.makedirs(folder)
# 파일들을 그룹별로 분류
file_groups = defaultdict(list)
for filename in os.listdir(source_folder):
   if filename.endswith('.jpg'):
       group_key = filename.rsplit('_I', 1)[0]
       file_groups[group_key].append(filename)
# 그룹 목록을 무작위로 섞기
group_keys = list(file_groups.keys())
random.shuffle(group_keys)
# 남은 그룹을 train과 test로 나누기 (각각 1/3씩)
total groups = len(group keys)
train_groups = group_keys[:total_groups//3]
test_groups = group_keys[total_groups//3:]
# 파일 이동 함수
def copy_files(groups, destination):
   moved_files = 0
   for group in groups:
       for file in file_groups[group]:
           source_path = os.path.join(source_folder, file)
           dest_path = os.path.join(destination, file)
           shutil.copy(source_path, dest_path)
           moved_files += 1
   return moved_files
# train 폴더로 파일 이동
train_files_copied = copy_files(train_groups, train_folder)
print(f"Moved {train files copied} files to train folder")
# test 폴더로 파일 이동
test_files_copied = copy_files(test_groups, test_folder)
print(f"copied {test_files_copied} files to test folder")
```

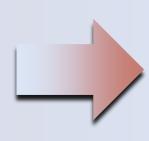
이후, YOLO train을 위한 데이터 재분류 과정.



YOLO 모델에 쓸 img파일과 label 파일만 따로 copy해 YOLO 형식에 맞춰 2차로 정리했다. origin\_img의 이미지 181,280장만을 가지고 정리했고, 손상된 데이터는 삭제해서 train 87,730 / val 42,294 / test 42,295 장으로 나눴다.

#### **Data Preprocessing**







원본 데이터는 3840 \* 2160로 16: 9의 종횡비를 가지고 있다. training 과정에서도 resizing이 가능하지만 데이터의 양이 많아 메모리 누수 발생, 원본 데이터 자체를 resizing 및 padding 처리해서 640 \* 640으로 맞췄다.

#### **Training YOLOv8s**

#### **YOLOv8s Training**

```
data_root = 'D:\\human_fall\\dataset'
train_root = f'{data_root}\\train\\images'
val_root = f'{data_root}\\val\\images'
class_names = {0 : 'Non_Fall', 1 : 'Fall'}
num_classes = len(class_names)

yaml_info = {
    'path' : data_root,
    'names': class_names,
    'nc': num_classes,
    'train': train_root,
    'val': val_root
}

with open('yaml_info_yolov8s.yaml', 'w') as f :
    yaml.dump(yaml_info, f)
print(f'이 경로에 yaml파일 생성 : {data_root}')
```

```
epochs 50
box_loss 0.2308
cls_loss 0.2552
mAP50 0.994
mAP50-95 0.97
```

```
box loss cls loss dfl loss Instances
                                                                       Size
      Epoch
              GPU mem
      50/50
                                                                        640: 100%
                                                                                             5484/5484 [18:29<00:00, 4.94it/s]
                4.21G
                          0.2308
                                     0.2552
                                               0.7892
                                                                      mAP50 mAP50-95): 100%
                                                                                                       | 1322/1322 [04:12<00:00, 5.24it/s]
                Class
                          Images Instances
                                                Box(P
                  all
                           42294
                                      42294
                                                 0.99
                                                           0.996
                                                                                  0.97
50 epochs completed in 20.185 hours.
Optimizer stripped from runs\detect\human fall s30\weights\last.pt, 22.5MB
Optimizer stripped from runs\detect\human_fall_s30\weights\best.pt, 22.5MB
Validating runs\detect\human fall s30\weights\best.pt...
Ultralytics YOLOv8.2.101 Python-3.10.6 torch-2.2.1+cu118 CUDA:0 (NVIDIA GeForce RTX 4070 SUPER, 12282MiB)
Model summary (fused): 168 layers, 11,126,358 parameters, 0 gradients, 28.4 GFLOPs
                Class
                          Images Instances
                                                 Box(P
                                                                      mAP50 mAP50-95): 100%
                                                                                                        1322/1322 [04:48<00:00, 4.59it/s]
                  all
                           42294
                                      42294
                                                 0.99
                                                           0.996
                                                                      0.994
                                                                                  0.97
                 Fall
                           42294
                                      42294
                                                 0.99
                                                           0.996
                                                                                 0.97
Speed: 0.2ms preprocess, 2.8ms inference, 0.0ms loss, 0.4ms postprocess per image
Results saved to runs\detect\human_fall_s30
실행 시간: 74244.0928 초
```

87,730장의 이미지를 training하는 데 약 20시간이 걸렸다.

#### 낙상 <u>참고 영상 링크</u>









#### 비낙상









비낙상(N)에 분류되어 있는 영상들에는 Non\_Fall 클래스, 낙상(Y)에 분류되어 있는 영상들에는 Fall 클래스를 주고 학습시켰음에도 낙상과 비낙상을 잘 잡아내는 듯이 보인다.

#### **Training YOLOv8s**

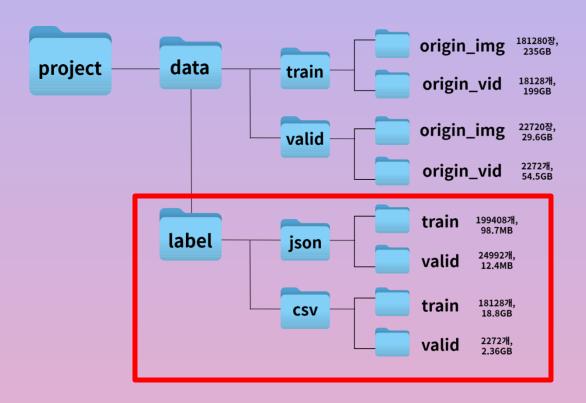
#### 오분류







하지만 데이터에 따라 **낙상하지 않았는데도**Fall 클래스로 분류하는 케이스가 있었다.



원본 데이터셋을 1차로 정리할 때, label 폴더를 따로 만들어 json과 csv 폴더로 나눴다. 여기서 .json 파일의 정보만 이용해보기로 했다.

```
"description": "낙상사고 위험동작 이미지 데이터",
                                                         "description": "낙상사고 위험동작 이미지 데이터"
 "scene_id": "00002_H_A_N_C1",
                                                          "scene_id": "00050_H_A_BY_C1",
                                                          "scene_format": "MP4",
 "scene format": "MP4",
                                                         "scene_res": "3840 X 2160",
 "scene_res": "3840 X 2160",
"creator": "순천향대학교 산학협력단",
"distributor": "NIA",
                                                          "creator": "순천향대학교 산학협력단",
                                                          "distributor": "NIA",
 "date": "2023-09-05"
                                                          "date": "2023-09-05"
                                                         'scene_info": {
'scene_info": {
"scene_loc": "병원"
                                                          "scene_loc": "병원",
                                                          "scene_pos": "병실",
 "scene_pos": "병실",
 "scene_method": "none",
                                                          "scene_IsFall": "낙상",
 "scene_IsFall": "비낙상",
 "scene_cat_name": "비낙상",
                                                          "scene_cat_name": "후면낙상",
                                                         "fall_type": "중심을 잃고 넘어짐",
"scene_length": 600,
 "fall_type": "none",
"scene_length": 600,
"cam_num": 1
                                                          "cam_num": 1
                                                        "actor_info": {
"actor_info": {
                                                         "actor_id": "G",
                                                         "actor_age": "adult2(중장년노년)",
 "actor_age": "adult1(청소년청년)",
 "actor_sex": "m"
                                                         sensordata": {
'sensordata": {
                                                          "fall_start_frame": 226,
 "fall_start_frame": 0,
                                                          "fall_end_frame": 286
 "fall_end_frame": 0
                                                        "scene path": {
"scene_path": {
                                                         "scene_path": "낙상/Y/BY/00050_H_A_BY_C1"
 "scene_path": "낙상/N/N/00002_H_A_N_C1"
    "description": "낙상사고 위험동작 이미지 데이터",
    "scene_id": "00002_H_A_N_C1",
    "scene_format": "MP4",
    "scene_res": "3840 x 2160",
    "date": "2023-09-05",
    "file_name": "00002_H_A_N_C1_I005.JPG",
    "img_format": "JPG"
    "bbox_location": "1066.297119140625, 736.6858520507812, 1971.940673828125, 1918.776611328125
    "img_path": "낙상/N/N/00002_H_A_N_C1"
```

영상 sensor.json과 이미지.json

#### **Re-Preprocessing**

```
Frame, Segment Acceleration Pelvis x, Segment Acceleration Pelvis y, Segment Acceleration Pelvis z, Segment Acceleration Head x, Segment Acceleration Pelvis z, Segment Acceleration Head x, Segment X, Segment Acceleration Head x, Segment Acceleratio
```

영상 sensor.csv

#### 비낙상 sensor data.json

```
"scene info": {
 "scene_loc": "병원",
 "scene pos": "병실",
 "scene_method": "none",
 "scene_IsFall": "비낙상",
 "scene_cat_name": "비낙상",
 "fall_type": "none",
 "scene length": 600,
 "cam num": 1
"actor_info": {
 "actor id": "F",
 "actor_age": "adult1(청소년청년)",
 "actor sex": "m"
"sensordata": {
 "fall_start_frame": 0,
  "fall_end_frame": 0
"scene path": {
 "scene_path": "낙상/N/N/00002_H_A_N_C1"
```

#### 낙상 sensor data.json

```
"scene_info": {
 "scene_loc": "병원",
 "scene_pos": "병실",
 "scene method": "none",
 "scene_IsFall": "낙상",
 "scene_cat_name": "전면낙상",
 "fall type": "미끄러져 넘어짐",
 "scene_length": 600,
 "cam_num": 2
"actor_info": {
 "actor id": "F",
 "actor_age": "adult1(청소년청년)",
 "actor sex": "m"
"sensordata": {
 "fall start frame": 314,
 "fall_end_frame": 374
scene_pach : {
 "scene_path": "낙상/Y/FY/00007_H_A_FY_C2"
```

#### **Re-Preprocessing**

```
### (metadata": {

| "description": "낙상사고 위험동작 이미지 데이터",
| "scene_id": "00007_H_A_FY_C1",
| "scene_res": "3840 x 2160",
| "date": "2023-09-05",
| "file_name": "00007_H_A_FY_C1_I001.JPG",
| "img_format": "JPG"
| "bboxdata": {
| "bbox_location": "1393.427978515625, 833.1392211914062, 2280.573486328125, 2143.593994140625"
| "img_path": {
| "img_path": "낙상/Y/FY/00007_H_A_FY_C1"
| "}
| }
```

이미지.json 파일에는 bbox의 좌표가 들어가 있었지만 sensor data.json에는 bbox의 좌표 대신 fall start frame과 fall end frame이 적혀 있다.

```
frame_36":
 'landmark_0": {
  "x": 0.4318367530902227,
  "y": 0.2980499111460867
 "landmark_11": {
  "x": 0.4395507201552391,
  "y": 0.28376166219650595
 "landmark_12": {
  "x": 0.42947940410425267,
  "v": 0.29968055720544523
 'landmark_15": {
  "x": 0.43777057665089764,
  "y": 0.30032716412787086
 "landmark_16": {
  "x": 0.43576871007680895,
  "y": 0.307922676295318
 "landmark_23": {
  "x": 0.42568651406715313.
  "y": 0.2876974042780973
 "x": 0.4207885954529047,
  "y": 0.2946897433035903
 "landmark_25": {
  "x": 0.4373080944021543.
  "y": 0.2912806684565213
 "landmark_26": {
  "x": 0.4320908360183239.
  "y": 0.2957645278148077
 "x": 0.4279674996932348,
  "y": 0.30499100966586007
 "landmark_28": {
  "x": 0.42761200964450835,
  "y": 0.3057682699420386
"class": "Normal",
"confidence": 0.93363147974014
  "x1": 1516.0,
  "y1": 548.0,
  "x2": 1789.0,
  "y2": 1234.0
```

```
rame_240": -
 landmark_0": {
 "x": 0.530278254052003,
 "y": 0.374240729985414
|| landmark_11": {
 "x": 0.495548129950961
 "y": 0.354297677455125
landmark_12": {
 "x": 0.502466888104876,
 "y": 0,386362687525926
 |andmark_15": {
 "x": 0.484067700927456,
 "y": 0.278568529199671
landmark_16": {
 "x": 0.528968681146701
  "v": 0.43415010549404
landmark_23": {
 "x": 0.461996025343736,
  "y": 0.45515578367092
 landmark_24": {
 "x": 0.459212821101149,
 "v": 0.480466771567309
landmark_25": {
 "x": 0.512004870300492.
 "y": 0.480922071580534
landmark_26": {
  "x": 0.509263848265012,
  "y": 0.524037654311569
 landmark_27": {
  "x": 0.488311155078312.
  "y": 0.521872434792695
landmark_28": {
 "x": 0.466760119174918,
 "y": 0.546842960958128
"class": "Danger",
"confidence": 0.959648191928864
 "x1": 1682,
 "y1": 558,
 "x2": 2102,
 "y2": 1238
```

```
rame_324":
 landmark_0": {
  "x": 0.511874371720478,
  "y": 0.628206065407506
 "x": 0.50681043585452,
 "v": 0.56749025343193
landmark_12": {
 "x": 0.487150395133843,
  "y": 0.63671987608627
landmark_15": {
  "x": 0.538412223864968.
  "y": 0.640714559069386
 "x": 0.533881187811494,
  "v": 0.66862822815224
landmark_23": {
  "x": 0.467671518043305,
  "y": 0.628070448504554
|| | landmark_24": {
  "x": 0.457412539573852,
  "v": 0.665590106337159
landmark_25": {
  "x": 0.490309605607763.
  "y": 0.596151117870101
'landmark_26": {
  "x": 0.4902662038027,
  "v": 0.643182914234974
'landmark_27": {
  "x": 0.495096824706222,
  "y": 0.6340385908<u>32993</u>
 "x": 0.488895156343157,
  "y": 0.654195868196311
"class": "Fall",
"confidence": 0.962239980697632
 "x1": 1702,
 "y1": 1163,
  "x2": 2166,
  "y2": 1526
```

#### **Re-Preprocessing**

6프레임 간격으로 각 프레임마다 bbox의 좌표를 추출하고, Mediapipe를 사용해 신체의 각 랜드마크 중 11개(코, 양쪽 어깨, 양쪽 손목, 양쪽 골반, 양쪽 무릎, 양쪽 발목)만 추출

동시에 sensor data.json에 명시되어 있던 fall\_start\_frame과 fall\_end\_frame을 기준으로 Normal, Danger, Fall 클래스로 재정의했다.

비교를 위해 가장 기본적인 GRU 모델만을 사용, 정규화를 시켰을 때와 시키지 않았을 때의 차이도 보고 싶어 총 8개의 가중치 파일(.pt)을 만들었고, 가중치 파일에 대응하는 f1\_score, confusion matrix를 .txt로 저장했다.

- ✓ 1. only\_mediapipe
- GRU\_pred\_inputsize22\_1.mp4
- GRU\_pred\_inputsize22\_2.mp4
- only\_mediapipe\_except\_normalization.pt
- only\_mediapipe.pt
- only\_mediapipe.pt\_except\_normalization.txt
- only\_mediapipe.pt.txt
- training\_and\_videotest.ipynb

#### Mediapipe의 각 랜드마크만 학습

- → 3. mediapipe, sensordata, bbox
- GRU\_pred\_inputsize\_27\_2.mp4
- GRU\_pred\_inputsize\_27.mp4
- mediapipe\_sensordata\_bbox\_except\_normalization.pt
- mediapipe\_sensordata\_bbox\_except\_normalization.pt.txt
- mediapipe\_sensordata\_bbox.ipynb
- mediapipe\_sensordata\_bbox.pt
- mediapipe\_sensordata\_bbox.pt.txt

Mediapipe의 랜드마크, danger 클래스, bbox의 좌표 추가

Training GRU

- 2. mediapipe & sensordata
- GRU\_pred\_inputsize\_22\_with\_sensordata\_2.mp4
- GRU\_pred\_inputsize22\_with\_sensordata.mp4
- mediapipe\_sensordata\_except\_normalization.pt
- mediapipe\_sensordata\_except\_normalization.pt.txt
- mediapipe\_sensordata.pt
- mediapipe\_sensordata.pt.txt
- training\_and\_videotest.ipynb

#### Mediapipe의 랜드마크와 danger 클래스 추가

- 4. mediapipe, sensordata, bbox\_ratio, speed
- GRU\_pred\_inputsize\_28\_2.mp4
- GRU\_pred\_inputsize\_28\_3.mp4
- GRU\_pred\_inputsize\_28\_4.mp4
- GRU\_pred\_inputsize\_28\_5.mp4
- GRU\_pred\_inputsize\_28.mp4
- mediapipe\_sensordata\_bbox\_ratio\_speed\_except\_normalization.pt
- mediapipe\_sensordata\_bbox\_ratio\_speed\_except\_normalization.pt.txt
- mediapipe\_sensordata\_bbox\_ratio\_speed.ipynb
- mediapipe\_sensordata\_bbox\_ratio\_speed.pt
- mediapipe\_sensordata\_bbox\_ratio\_speed.pt.txt

Mediapipe의 랜드마크, danger 클래스, bbox의 좌표, bbox의 비율, 속도 추가

#### 정규화 하지 않은 모델

#### GRU를 통한 낙상 감지

#### **Training\_GRU**









정규화 모델









Mediapipe로 추출한 11개의 랜드마크만 학습한 모델. 정규화 모델은 하나의 클래스만 예측하고, 정규화 하지 않은 모델은 정확하진 않지만 2개의 클래스를 예측한다.



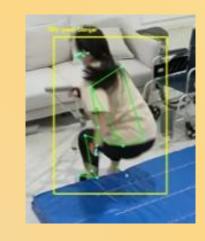








Input\_size: 22, 정규화 하지 않고 11개의 랜드마크와 danger 클래스를 학습한 모델. 정확하진 않지만 일단 낙상 자체는 잘 잡아내는 듯이 보인다.











 Input\_size: 27,
 정규화 하지 않고

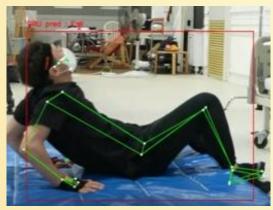
 11개의 랜드마크, danger 클래스, bbox의 비율, bbox의 좌표를 학습한 모델.

 기존 모델보다 조금 더 예민해진 것 같다.

#### 모델 성능 Test 및 비교













Input\_size: 28, 정규화 하지 않고 11개의 랜드마크, danger 클래스, bbox의 비율, bbox의 좌표, speed를 학습한 모델. 낙상은 잘 잡아내지만 Normal 클래스를 잡아내지 못한다.

#### 모델 성능 Test 및 비교



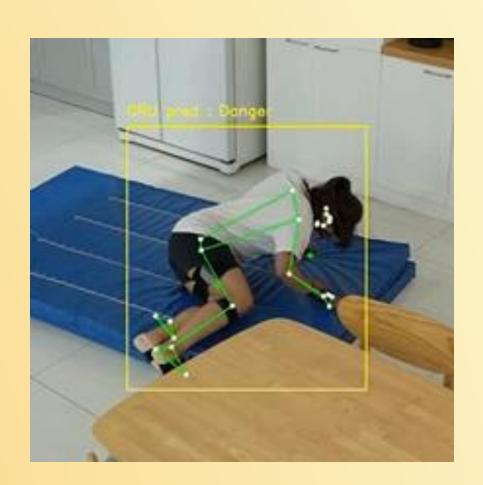
GRU 모델의 성능이 예상보다 좋지 않았다.

그렇다면 GRU 모델을 훈련시킬 때 사용했던 방법을 Mediapipe에 적용시켜보면 어떨까 하는 생각이 들었다.

- 1. 랜드마크 추출
- 2. 랜드마크 기반 **bbox**
- 3. 이전 프레임과 현재 프레임의 좌표 변화량(속도)

위 3 항목만 있으면 mediapipe만으로도 낙상 감지를 할수 있을 것 같았다.

속도의 threshold값을 정하고 그 임계값을 기준으로 1차 클래스 분류, bbox의 비율로 최종 클래스를 결정해보면 어떨까?



#### 모델 성능 Test 및 비교

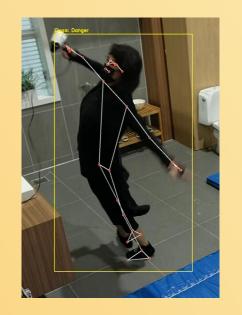
#### 낙상





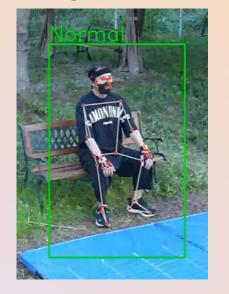






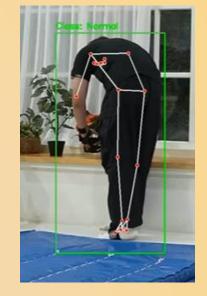


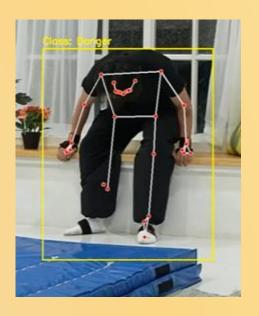
비낙상

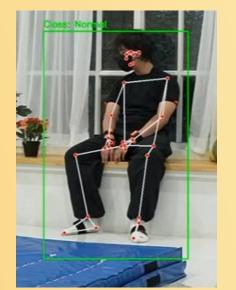












bbox ratio  $\langle 0.7 : Normal 0.7 \langle = bbox ratio \langle 0.8 : Danger bbox ratio <math>\rangle = 0.8 :$ 

Threshold normal = 10.5

Threshold danger = 15.5

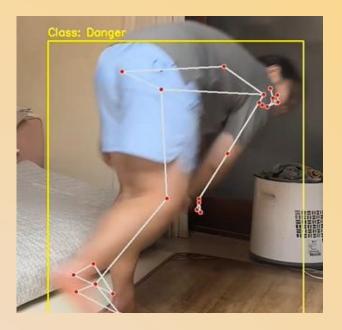
Input\_size 27의 GRU 모델과 비슷하거나 더 잘 감지하는 것 처럼 보인다.

Normal

#### <u>웹캠을 이용한 실시간 낙상 감지</u>

#### 1. 비낙상

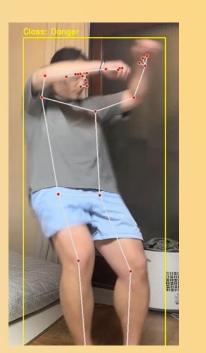




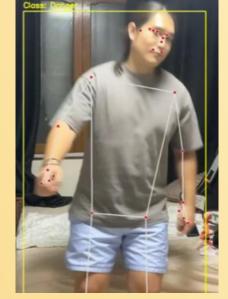


2. 낙상











모델 성능 Test 및 비교

\*속도가 임계값 이하이면 bbox의 비율이 초과되어도 Normal 클래스



\*Fall 클래스가 15프레임 이상 지속되면 완전한 낙상이라고 간주하고 경고문을 띄우는 형식

## Wrap up

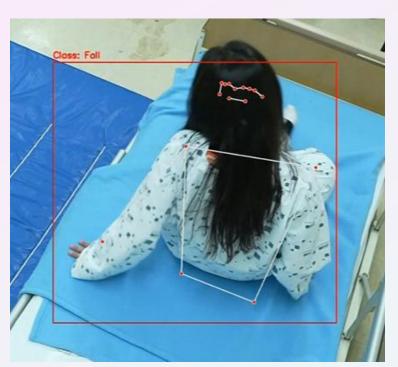


1. 우리 프로젝트에서 가장 근본적인 단점은 mediapipe가 객체 인식을 하지 못하면 GRU 모델로 낙상 감지를 하던, mediapipe로만 낙상 감지를 하던간에 제대로 동작하기가 쉽지 않다. mediapipe는 휠체어 뒤에 있는 사람의 상태를 예측하지 못하고 이불을 덮고 침대에 누워있는 환자의 상태를 알지 못한다.

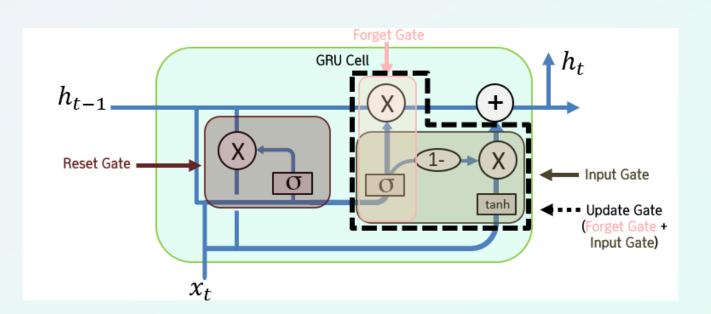


3. 완전 낙상을 감지했을 때 화면에 표시만 하는 것이 아닌, 보호자에게 알림 메시지가 간다던가 연동된 앱에 신호를 준다던가 하는 시도도 해보고 싶었는데 여건상 하지 못했다. 개인적으론 앱을 해보고 싶은 마음도 있어서 공부하면서 만들어볼 생각이다.

아쉬운 점 및 개선할 점



2. 카메라의 각도와 사람 사이의 거리도 중요한 변수 중 하나라고 생각된다. 카메라와의 거리에 따라 모델이 인식하는 사람의 속도도 달라질 것이고, 그 거리에 맞춰 속도 임계값을 재정의 해줘야 하는 번거로움이 생길 여지가 있다. 또한 카메라의 각도에 따라서 bbox의 비율도 천차만별로 달라질 테니 이러한 부분들에 대해 고민이 더 필요할 듯 싶다.



4. GRU 모델의 성능도 개선해보고 싶다. 입력 feature만 다양하게 시도해봤지 하이퍼 파라미터나 레이어 부분도 비교해보면서 우리가 가진 데이터셋을 어떻게 학습시켜야 성능이 개선되는지 눈으로 보고 싶다.

## Thank You