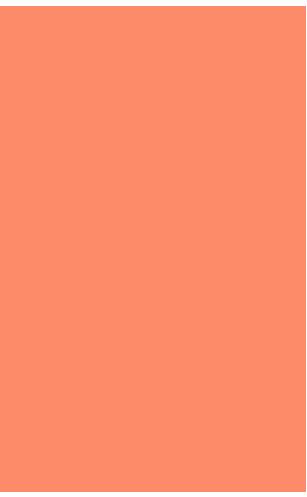


YOLOv5 및 MediaPipe를 이용한 실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스에 대한 연구

A Study on Real Time the big three exercises AI posture correction service
Using YOLOv5 and MediaPipe

컴퓨터공학과 3학년 고영민

2023.10.11



_INDEX

I . 추진 과정과 진행 상황

II . 서론

III. 제안하는 방법

IV. 실험



I. 추진 과정과 진행 상황

Research Process and Progress

II. 추진 과정

번호	추진 과정	완료 여부	비고
1	문제 분석 및 아이디어 설계	완료	
2	데이터 수집	완료	
3	데이터 전처리 및 데이터 후처리	데이터 전처리 완료	데이터 후처리 진행 예정
4	모델 구현	완료	
5	결과 테스트 및 정확도 평가	완료	
6	논문 작성	진행 중	

II. 추진 과정

01

Object Detection

COCO 데이터셋 중 사람 이미지만을 추출하여 YOLOv5 모델을 학습하여 가중치 도출, 사람 영역만 crop하여 pose estimation 정확도 ↑

02

Pose Estimation

MediaPipe를 활용해 운동 시작 지점과 종료 지점의 Keypoints를 추출 후 운동 종류별로 자세를 평가해서 라벨링

03

Classification

라벨링 된 3차원 좌표값 데이터에, 주요 관절의 사잇각을 구하여 후처리한 후 머신러닝과 딥러닝 모델을 이용하여 자세 판별(옳은지, 어떤 문제가 있는지)

04

Provide feedback

분류된 자세별로 적절한 피드백 제공

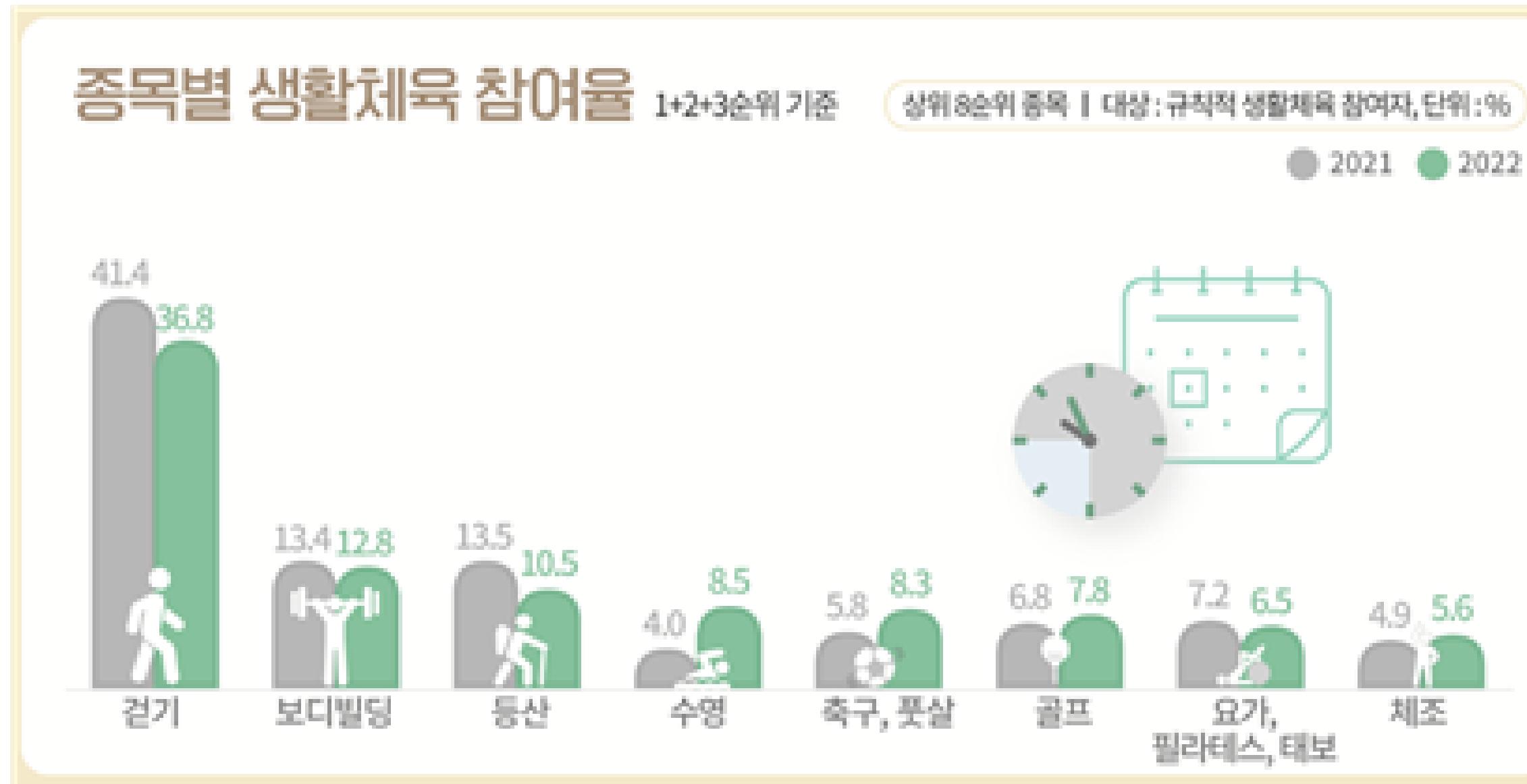


III. 서론

Introduction

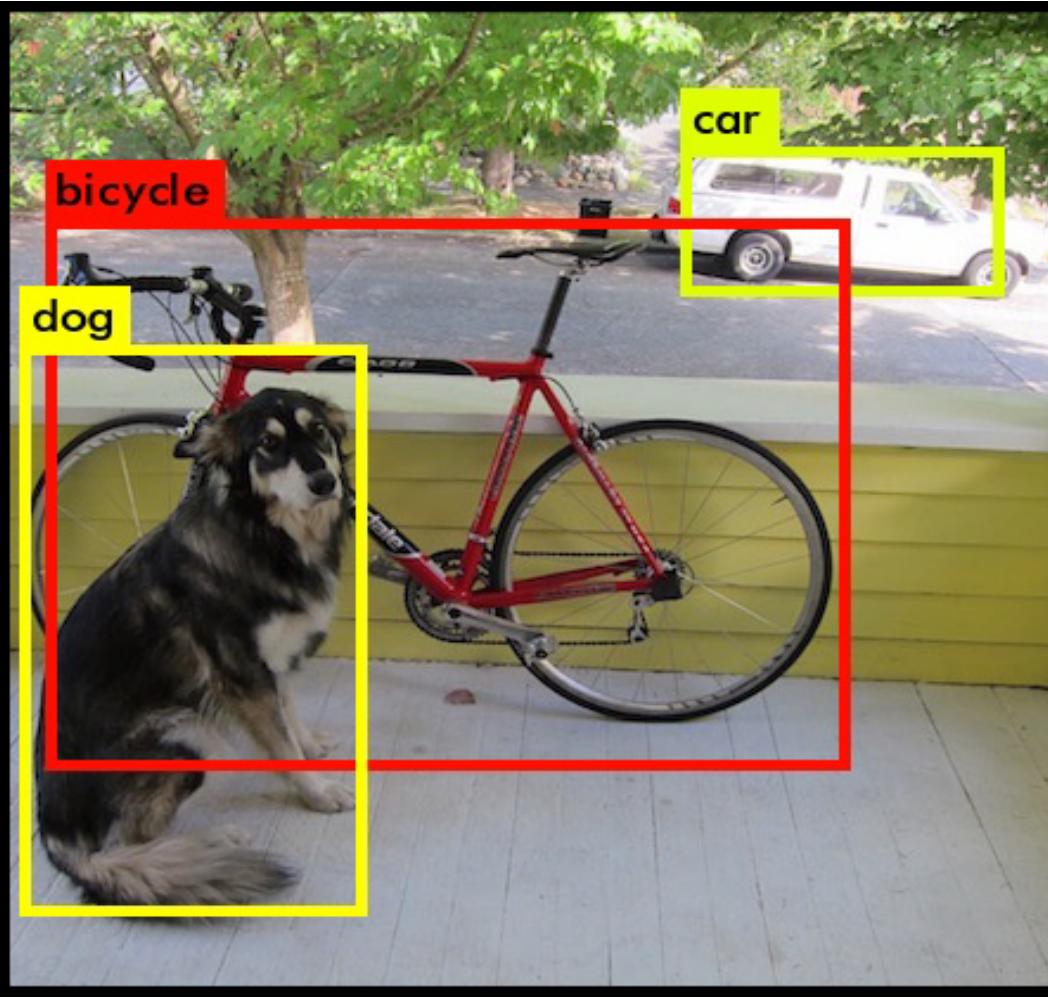


I . 서론



2022년 기준, 규칙적으로 체육활동을 하고 있는 사람의 비중이 전국민의 과반수가 넘음
그 중 참여율은 보디빌딩은 12.8%로 걷기 다음인 2위로 상당히 높은 비율 차지

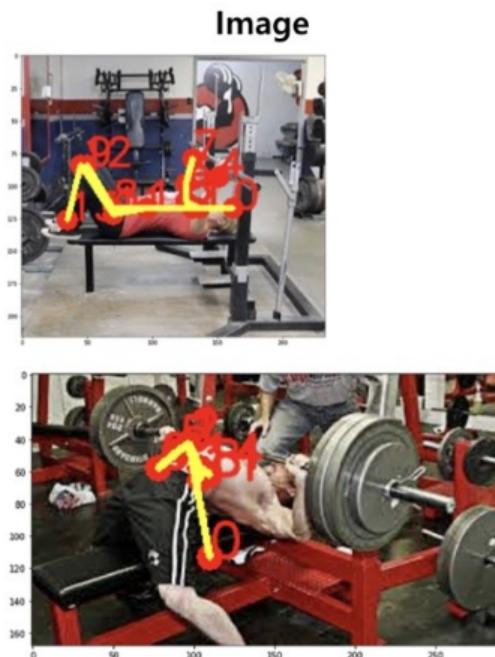
I. 서론



최근 부적절한 자세로 웨이트 트레이닝을 수행하여 부상을 초래하는 문제를 해결하기 위해 OpenPose나 MediaPipe의 자세 추정(Pose Estimation) 프레임워크를 활용한 연구가 나타나고 있음

I. 서론

Bench Press Form Feedback:



Keep your feet planted on the ground! It will help increase your power.

Your arch is a bit excessive. Keep your butt on the bench.

3.5 자세 평가

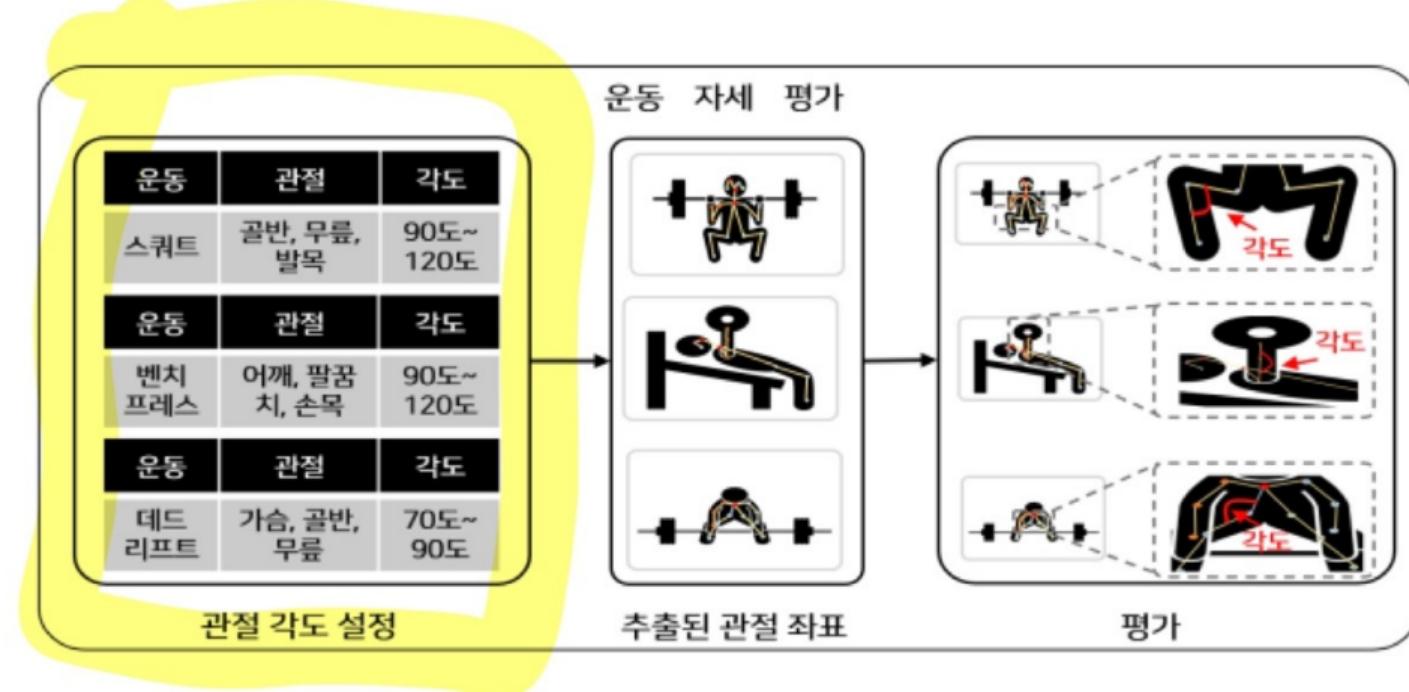


그림 2. 운동 자세 평가 프로세스 설계

- 기존 연구들은 단순히 전문가와 사용자의 골격 정보 값만을 단순 비교하거나 정적 이미지에 대해서만 피드백을 제공한다는 한계가 있음
- 기존 연구들은 특정 관절점(joint landmark)만을 사용하여 정확도가 다소 낮은 한계점이 있음

I . 서론

- 본 논문에서는 MediaPipe의 스켈레톤 인식 기술을 활용하여 관절점을 추출하고 이를 기반으로 자세 교정 AI 서비스를 개발하여 운동 수행 중 발생할 수 있는 부상을 예방하는데 기여하고자 함
- 본 논문에서는 관절점뿐만 아니라 관절점을 활용하여 각 운동별 주요 관절의 사이각을 구한 값을 후처리하여 모델의 정확도를 높이는 것을 목표로 함



III. 제안하는 방법

How to suggest



III. 제안하는 실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스

1. 시스템 아키텍처

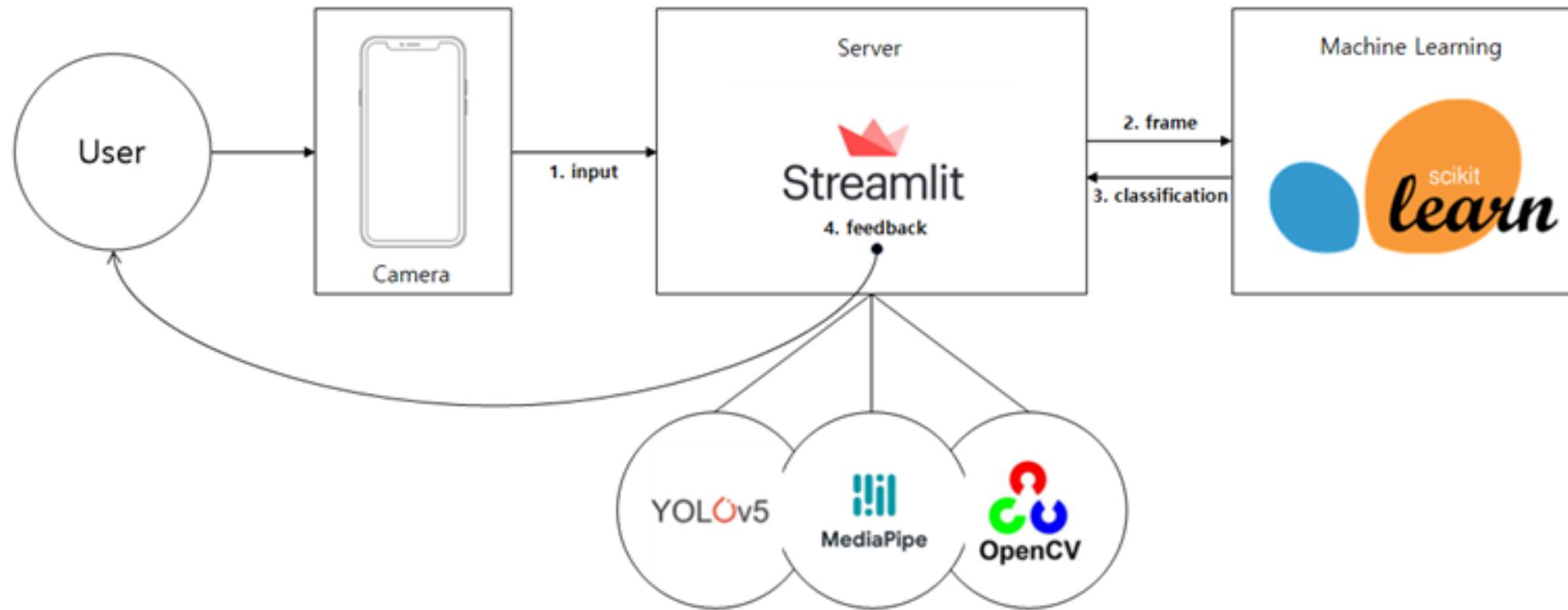


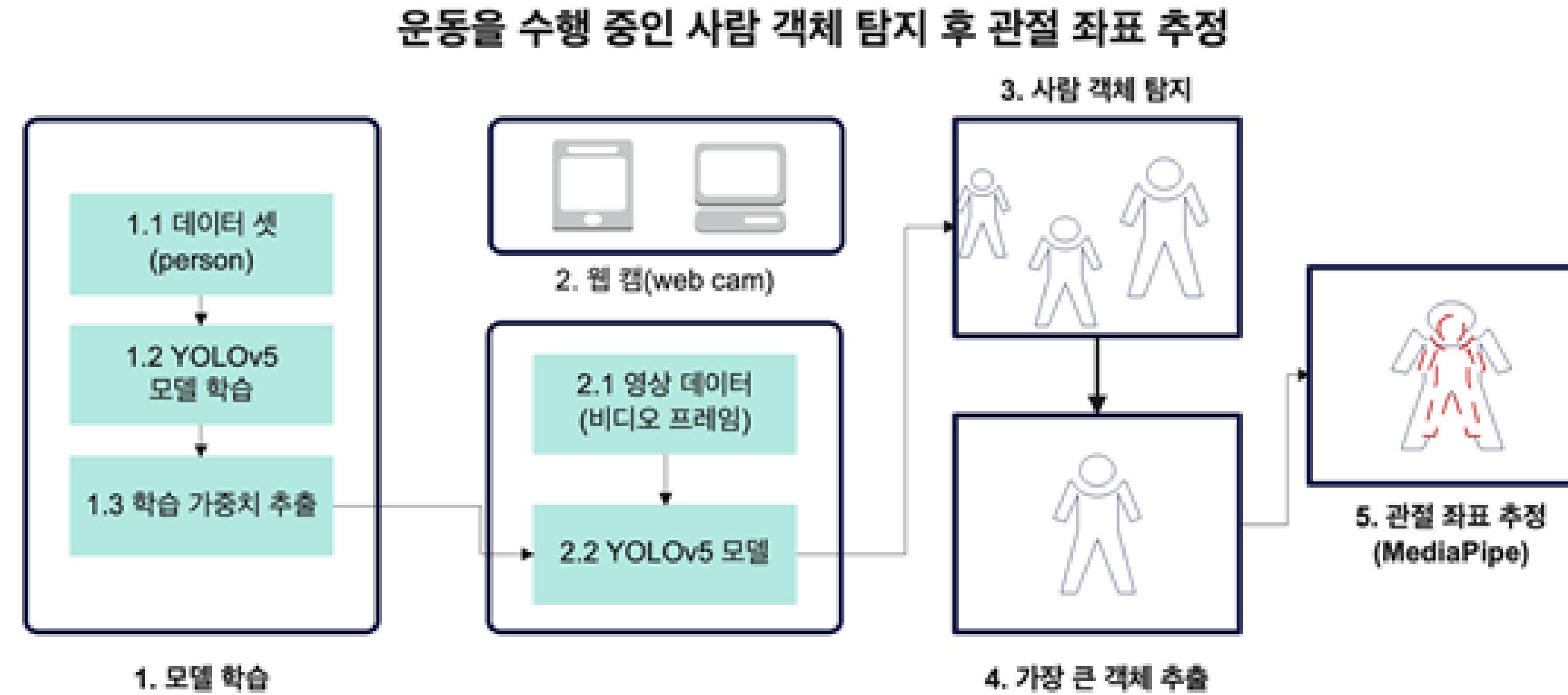
그림 4. 시스템 아키텍처

Fig. 4. System Architecture

- 사용자의 모바일 카메라로 촬영된 모든 프레임을 OpenCV 라이브러리를 활용해 실시간 영상으로 처리해 서버에 전송
- 서버에서는 전달받은 모든 프레임에 대해 YOLOv5를 이용해 구현한 운동을 수행 중인 사람 객체를 탐지하는 모델을 통해 운동 중인 객체를 탐지하고 해당 객체에 대해서 MediaPipe 프레임워크를 활용해 운동을 수행하는 사람에 대해서 관절 좌표를 추정
- 각 운동별로 머신러닝 알고리즘을 통해 학습한 모델을 이용하여 자세 분류 결과를 서버에게 반환
- 서버에서는 반환된 결과를 분석해 운동 횟수를 카운트하고 잘못된 자세에 대해 화면과 음성으로 제공

III. 제안하는 실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스

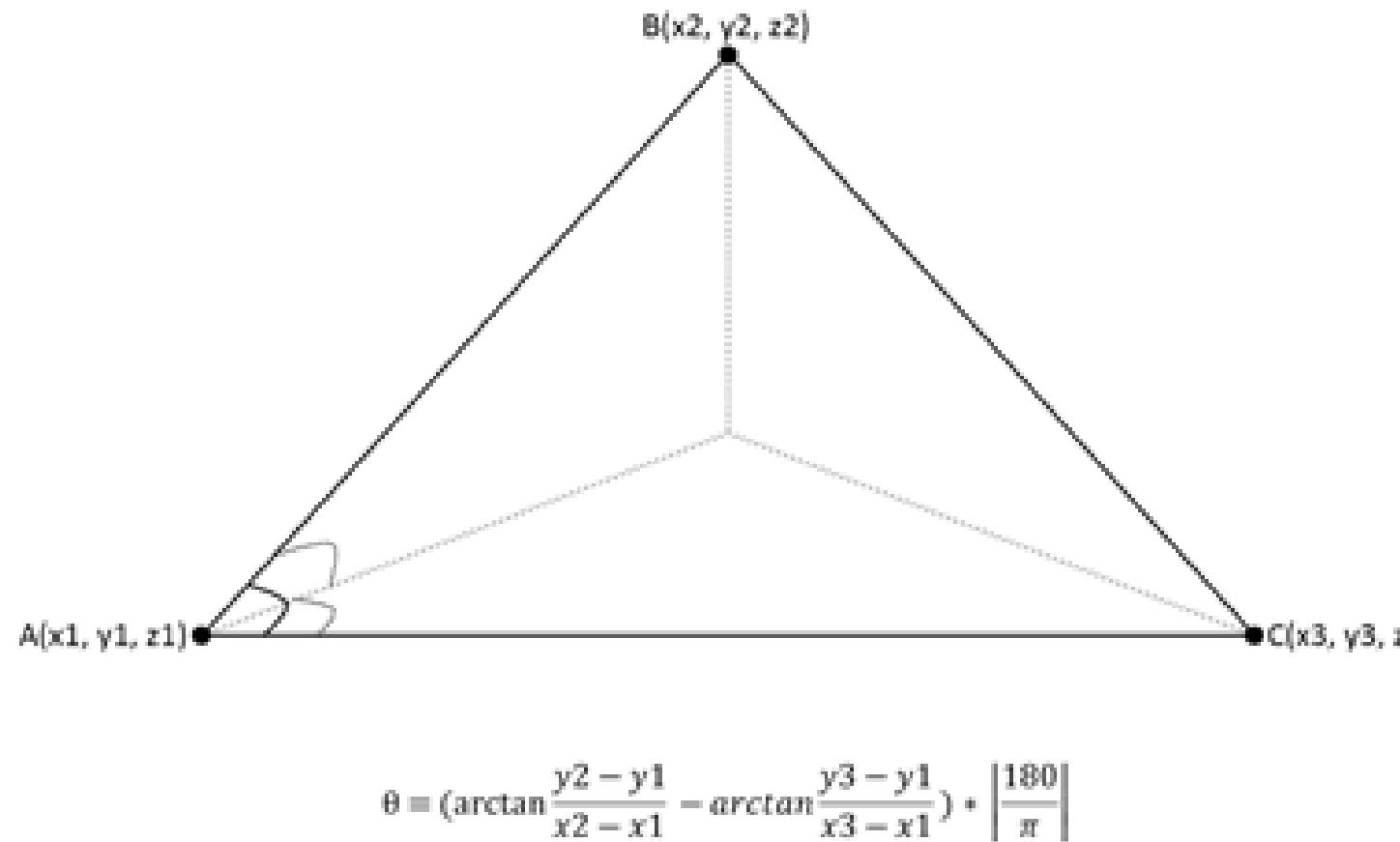
2. 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 후 관절 좌표 추정



- MediaPipe는 모바일에서도 실시간 추론을 할 수 있는 매우 빠른 모델이지만 **오직 한 사람의 관절 좌표를 추정할 수 있음**
- 헬스장과 같이 **여러 사람이 카메라에 동시에 촬영될 수 있는 환경에서는 MediaPipe로 정확한 자세 교정 서비스를 제공하기 어려움**
- 이러한 문제를 극복하기 위해 **운동을 수행 중인 사람 객체를 탐지하고 만약 여러 객체가 감지된다면 가장 큰 바운딩 박스 내에 있는 객체에 대해서만 관절 좌표를 추정하는 방법을 제안**

III. 제안하는 실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스

3. 관절 사이각 계산 알고리즘



```
# 첨부 계산 함수
import math
def calculateangle(a, b, c):
    a = np.array(a) # first
    b = np.array(b) # mid
    c = np.array(c) # end

    radians = np.arctan2(c[1]-b[1], c[0]-b[0]) - np.arctan2(a[1]-b[1], a[0]-b[0])
    angle = np.abs(radians*180.0 / np.pi)

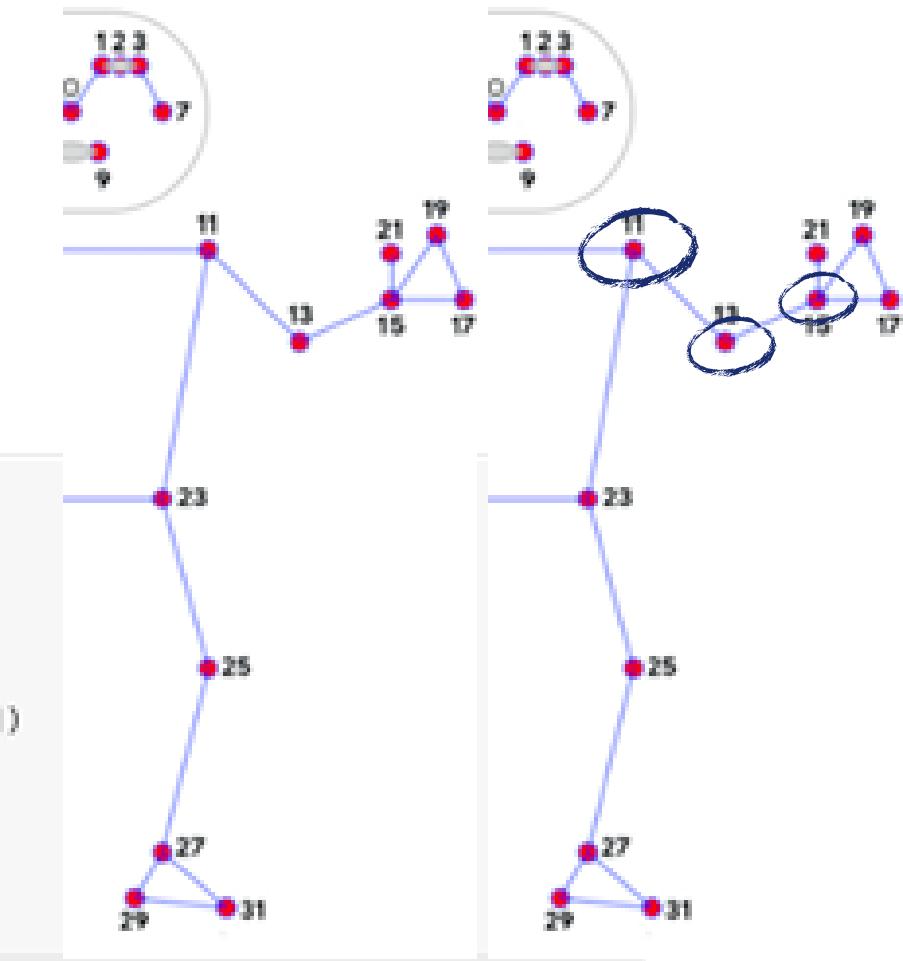
    if angle > 180.0:
        angle = 360 - angle

    return angle

shoulder = [landmarks[mp_pose.PoseLandmark.LEFT_SHOULDER.value].x, landmarks[mp_pose.PoseLandmark.LEFT_SHOULDER.value].y]
elbow = [landmarks[mp_pose.PoseLandmark.LEFT_ELBOW.value].x, landmarks[mp_pose.PoseLandmark.LEFT_ELBOW.value].y]
wrist = [landmarks[mp_pose.PoseLandmark.LEFT_WRIST.value].x, landmarks[mp_pose.PoseLandmark.LEFT_WRIST.value].y]

calculateangle(shoulder, elbow, wrist)
```

164.4924122913843



- MediaPipe를 이용해 추출된 관절 좌표는 각 관절점(joint landmarks)에 대한 위치 정보(location = (x, y, z))만을 담고 있음
- 관절점에 대한 정보 자체는 **무의미한 값** → 관절의 사이각을 구하면 유의미한 정보로 사용 가능
- **삼각함수를 활용**하면 **관절 간의 사이각(joint angle)**을 구할 수 있음
- 예를 들어, 왼쪽 팔꿈치의 각도를 구하려면 왼쪽 어깨, 왼쪽 팔꿈치, 왼쪽 손목의 각 관절점을 대입하여 numpy 라이브러리의 arctan2() 함수를 활용하여 각도를 구하고 이를 통해 얻어진 라디안 값을 도(°) 단위로 변환하면 관절의 사이각을 얻을 수 있음
 - 만약 관절의 사이각이 180°가 넘으면 360°에서 구해진 각도를 뺀 값을 반환



IV. 실험

Experiments



IV. 실험

1. 실험 환경

- 본 실험을 위한 서버는 Windows 11 Pro OS와 프로세서 13th Gen Intel(R) Core(TM) i5-13600KF 3.50GHz, 그래픽 카드 GeForce RTX 4080, 32GB RAM으로 구성된 PC를 사용하고, 클라이언트로 macOS 14와 m1 chip이 탑재된 맥북 m1과 아이폰 12 Pro를 사용하여 실험하였다. 그리고 서버에 사용된 파이썬은 Python 3.10 버전이 사용되었다.

IV. 실험

2. 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 모델

- 데이터세트 Roboflow에서 '벤치프레스', '스쿼트', '데드리프트', 'Standing', 'Lying Down Pose' 키워드를 통해 수집한 이미지 데이터 총 805장 중 60%인 483장을 훈련 데이터 세트로 사용
- 실시간 추론 속도가 가장 빠른 YOLOv5s 모델을 이용하여 학습을 진행
 - 그러나 너무 좁은 여백으로 오히려 관절점 추정이 어려워짐 → 이를 극복하기 위해 충분한 여백을 주어 다시 라벨링 후 모델 학습을 진행
(epochs: 200, batch: 16, etc: default)
- 이후, Kaggle의 'Silhouettes of human posture' 데이터 4,800장에 대해 Pseudo Labeling을 진행하고 모델 학습을 진행

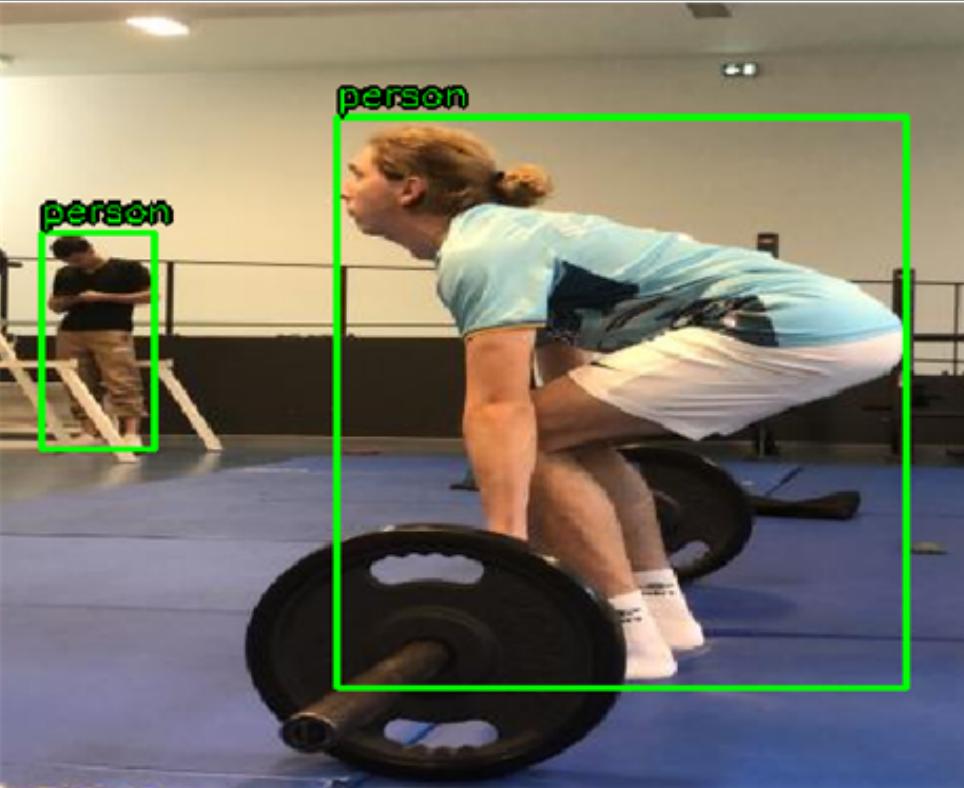


그림 16. 좁은 여백의 라벨링 모습

Fig 16. Labeling with narrow margins

Precision	Recall	mAP_0.5	mAP_0.5:0.95
0.995	0.984	0.994	0.843

표 6. 여백이 거의 없도록 훈련 데이터를 라벨링한 모델

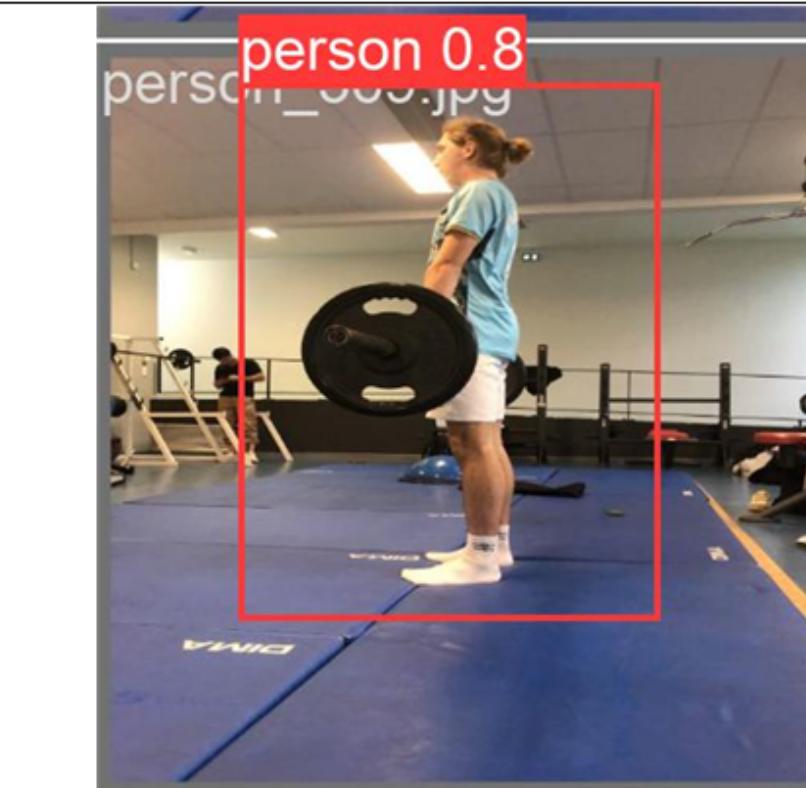


그림 17. 충분한 여백의 라벨링 모습

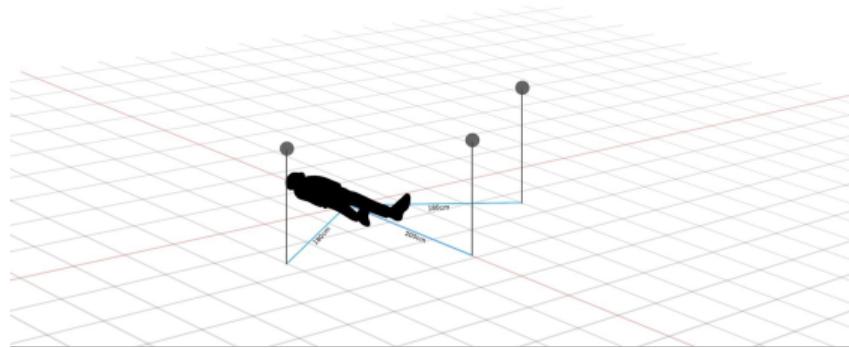
Fig 17. Labeling with sufficient margins

Precision	Recall	mAP_0.5	mAP_0.5:0.95
0.989	1	0.994	0.705

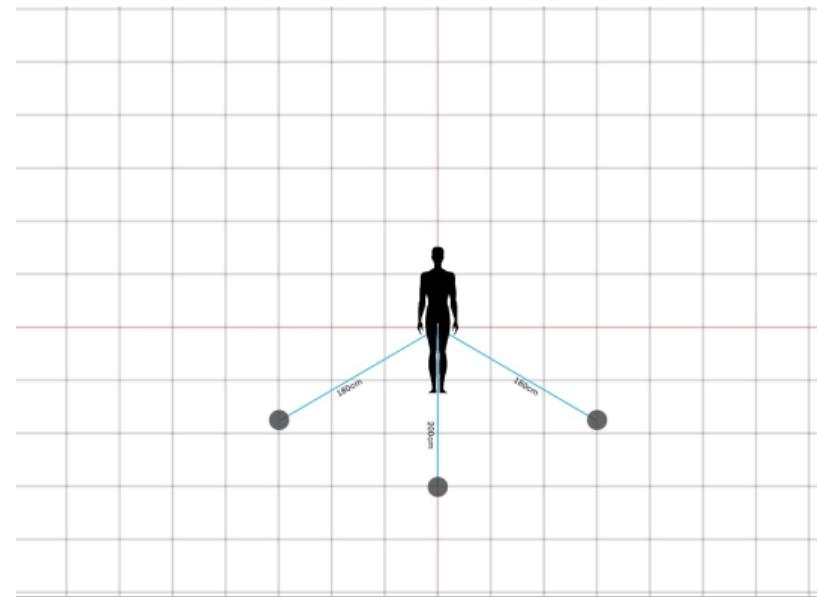
표 7. 충분한 여백을 포함하여 훈련 데이터를 라벨링한 모델

IV. 실험

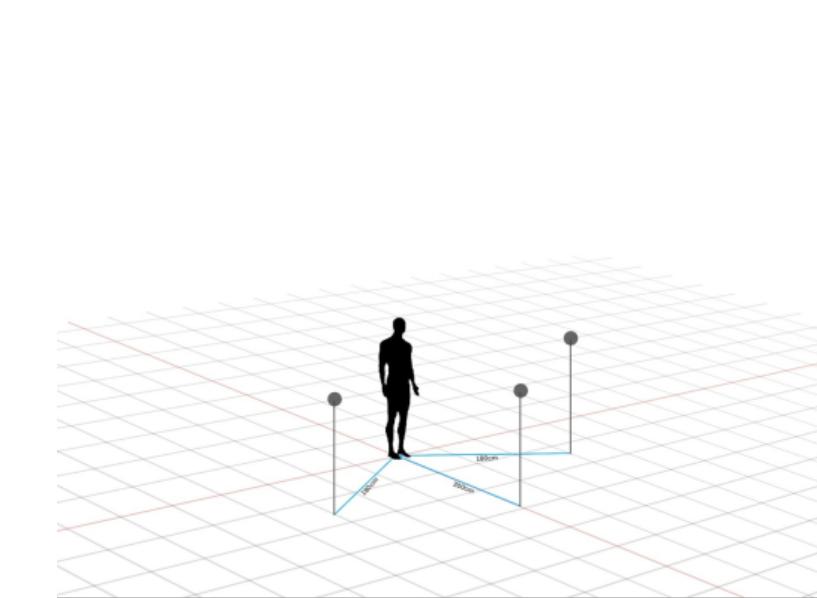
3. 운동 자세 분류 모델



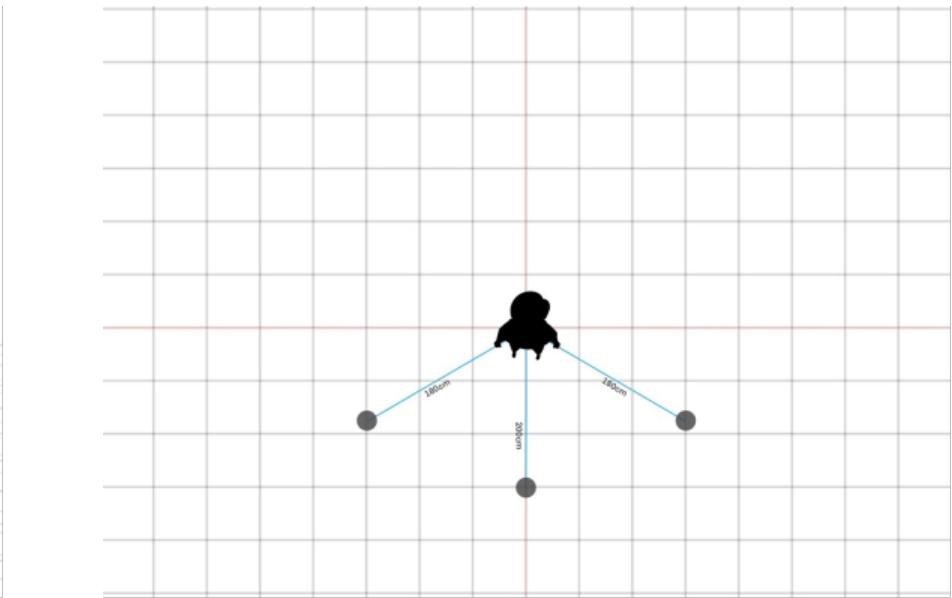
• 벤치프레스 탑뷰



• 벤치프레스 쿼터뷰

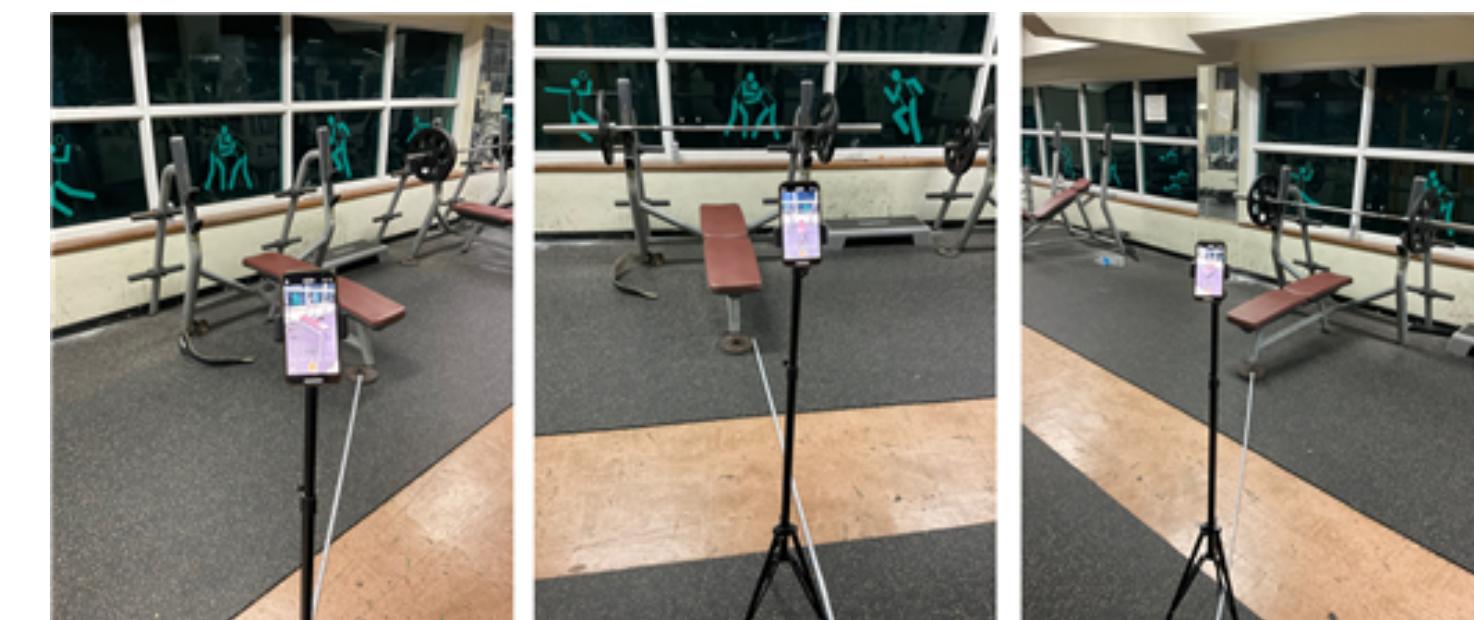


• 스쿼트 및 데드리프트 탑뷰



• 스쿼트 및 데드리프트 쿼터뷰

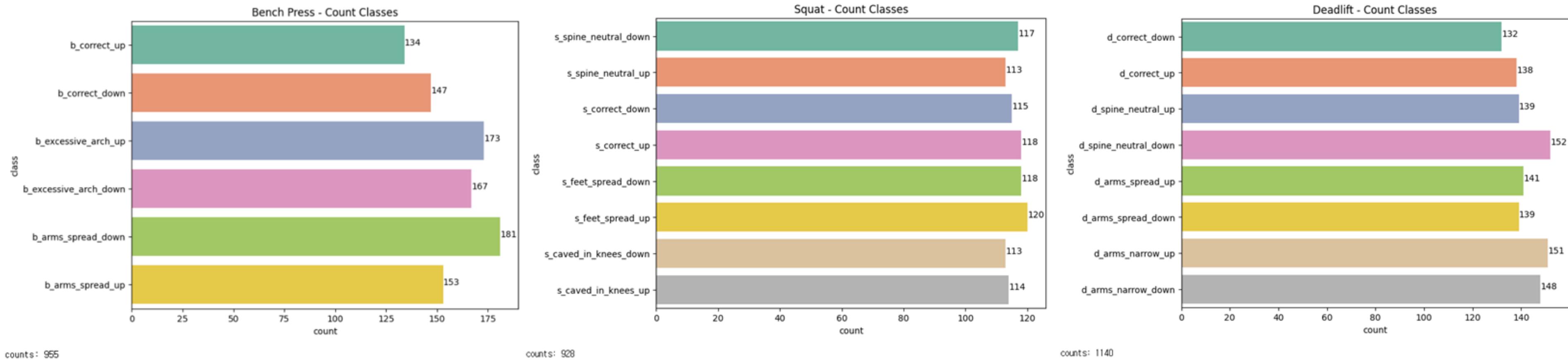
- 카메라의 위치와 촬영 방향은 사람의 관절점(joint landmarks)을 추론할 때 중요한 역할을 함
- 본 논문에서는 각 운동별로 직접 데이터를 수집하였으며 운동을 수행 중인 대상 객체를 기준으로 정면에서 200cm, 좌우 대각선 방향으로 180cm 떨어진 위치에서 촬영하였음



IV. 실험

3. 운동 자세 분류 모델

- 벤치프레스는 각 자세별로 총 10회의 운동을 반복 수행하여 **총 12개의 비디오**를 수집하였음
- 스쿼트와 데드리프트는 각 자세별로 총 10회의 운동을 반복 수행하여 **각각 16개의 비디오**를 수집하였음
- 수집한 비디오 데이터를 OpenCV 라이브러리와 MediaPipe 라이브러리를 활용하여 비디오 데이터의 각 프레임별로 수작업을 통해 라벨링을 진행
 - 이를 통해 벤치프레스는 6개의 클래스에 대해 955개의 데이터를 수집하였으며 스쿼트는 8개의 클래스에 대해 928개의 데이터를 수집하였고 데드리프트는 8개의 클래스에 대해 1,140개의 데이터를 수집하였음



IV. 실험

3. 운동 자세 분류 모델

- 본 논문에서는 운동 자세 분류 모델의 성능에 대한 정확한 검증을 위해 분류 모델의 성능 평가 지표인 Accuracy, Precision, Recall, F1-Score를 사용하여 각 운동별 자세 분류 모델의 성능 평가를 진행하였음

	Precision	Recall	F1-Score	Support
b_correct_up	0.95	1.00	0.97	37
b_correct_down	1.00	0.94	0.97	48
b_excessive_arch_up	0.95	1.00	0.98	40
b_excessive_arch_down	0.98	0.96	0.97	51
b_arms_spread_up	0.91	0.98	0.94	51
b_arms_spread_down	0.98	0.92	0.95	60
Accuracy			0.96	287
Macro avg	0.96	0.97	0.96	287
Weighted avg	0.96	0.96	0.96	287

표 8. 랜덤 포레스트 알고리즘으로 학습한 벤치프레스 자세 분류 모델의 성능 지표 결과

Table 8. Performance metric results of the bench press posture classification model trained using the random forest algorithm

- 표 8은 벤치프레스 수행 시 up과 down 자세에 대해 옳은 자세와 부적절한 자세를 분류하는 모델의 성능 평가 지표 결과 중 F1-Score가 가장 높은 랜덤 포레스트 알고리즘으로 훈련한 모델의 결과이다.
- 287개의 테스트 세트를 이용하여 데이터 분류를 진행한 결과, Accuracy는 0.96이 나왔고 본 논문의 목적과 맞는 Weighted avg의 결과로 분류 지표를 해석하였을 때 Precision, Recall, F1-Score 모두 0.96이 나왔다.

IV. 실험

3. 운동 자세 분류 모델

	Precision	Recall	F1-Score	Support
s_correct_up	1.00	1.00	1.00	42
s_correct_down	1.00	1.00	1.00	30
s_spine_neutral_up	0.97	0.94	0.95	33
s_spine_neutral_down	0.94	0.97	0.95	30
s_caved_in_kness_up	1.00	1.00	1.00	41
s_caved_in_kness_down	1.00	1.00	1.00	38
s_feet_spread_up	1.00	1.00	1.00	36
s_feet_spread_down	1.00	1.00	1.00	29
Accuracy			0.99	279
Macro avg	0.99	0.99	0.99	279
Weighted avg	0.99	0.99	0.99	279

표 9. 랜덤 포레스트 알고리즘으로 학습한 스쿼트 자세 분류 모델의 성능 지표 결과

Table 9. Performance metric results of the squat posture classification model trained using the random forest algorithm

- 표 9는 스쿼트를 수행 시 up과 down 자세에 대해 옳은 자세와 부적절한 자세를 분류하는 모델의 성능 평가 지표 결과 중 F1-Score가 가장 높은 랜덤 포레스트 알고리즘으로 훈련한 모델의 결과이다.
- 279개의 테스트 세트를 이용하여 데이터 분류를 진행한 결과, Accuracy는 0.99가 나왔고 본 논문의 목적과 맞는 Weighted avg의 결과로 분류 지표를 해석하였을 때 Precision, Recall, F1-Score 모두 0.99가 나왔다.

IV. 실험

3. 운동 자세 분류 모델

	Precision	Recall	F1-Score	Support
d_correct_up	0.98	0.93	0.95	57
d_correct_down	1.00	0.97	0.99	35
d_spine_neutral_up	0.92	0.92	0.92	52
d_spine_neutral_down	0.89	0.93	0.91	44
d_arms_spread_up	1.00	0.94	0.97	32
d_arms_spread_down	0.88	1.00	0.94	38
d_arms_narrow_up	0.91	0.95	0.93	44
d_arms_narrow_down	0.95	0.88	0.91	40
Accuracy			0.95	342
Macro avg	0.95	0.95	0.95	342
Weighted avg	0.95	0.95	0.95	342

표 10. 그레이디언트 부스팅 알고리즘으로 학습한 데드리프트 자세 분류 모델의 성능 지표 결과

Table 10. Performance metric results of the deadlift posture classification model trained using the gradient boosting algorithm

- 표 10은 데드리프트를 수행 시 up과 down 자세에 대해 옳은 자세와 부적절한 자세를 분류하는 모델의 성능 평가 지표 결과 중 F1-Score가 가장 높은 그레이디언트 부스팅 알고리즘으로 훈련한 모델의 결과이다.
- 342개의 테스트 세트를 이용하여 데이터 분류를 진행한 결과, Accuracy는 0.95가 나왔고 본 논문의 목적과 맞는 Weighted avg의 결과로 분류 지표를 해석하였을 때 Precision, Recall, F1-Score 모두 0.95가 나왔다.

YOLOv5 및 MediaPipe를 이용한 실시간 3대 운동 AI 트레이닝 서비스에 대한 연구

THANK YOU



컴퓨터공학과 3학년 고영민

2023.10.11