

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

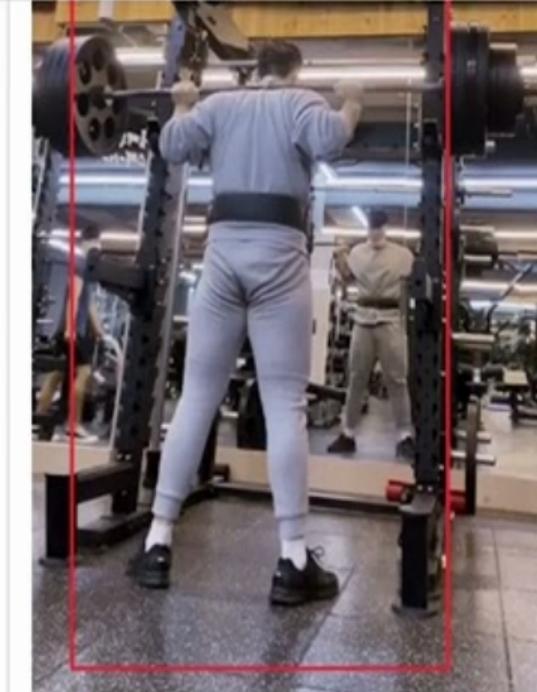


This Project's GitHub QR Code

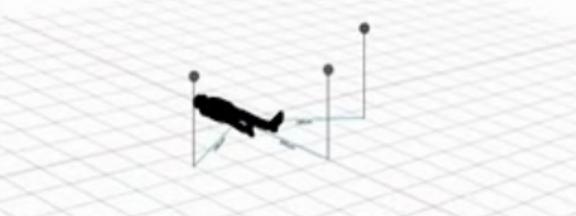
_GitHub

github.com/PSLeon24/AI_Exercise_Pose_Feedback/tree/main

README.md



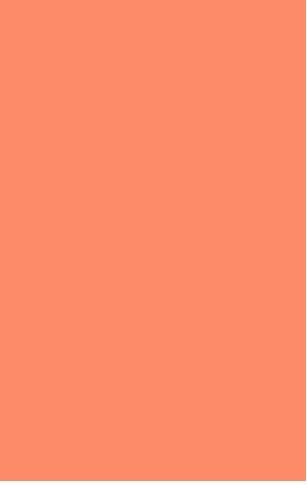
- Exercise Posture Correction
 - Shooting Stand Position

Bench Press	Squat and Deadlift
	

DU RECORDER MAC



This Project's GitHub QR Code



INDEX

I. 과제 선정 배경 및 필요성

II. 이론적 배경

III. 제안하는 실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스

IV. 실험

V. 결론



This Project's GitHub Code

I. 과제 선정 배경 및 필요성

Introduction

- i . 과제 선정 배경
- ii . 기존 연구 및 한계점
- iii . 연구 범위
- iv . 연구 공헌

I. 과제 선정 배경 및 필요성

1. 과제 선정 배경

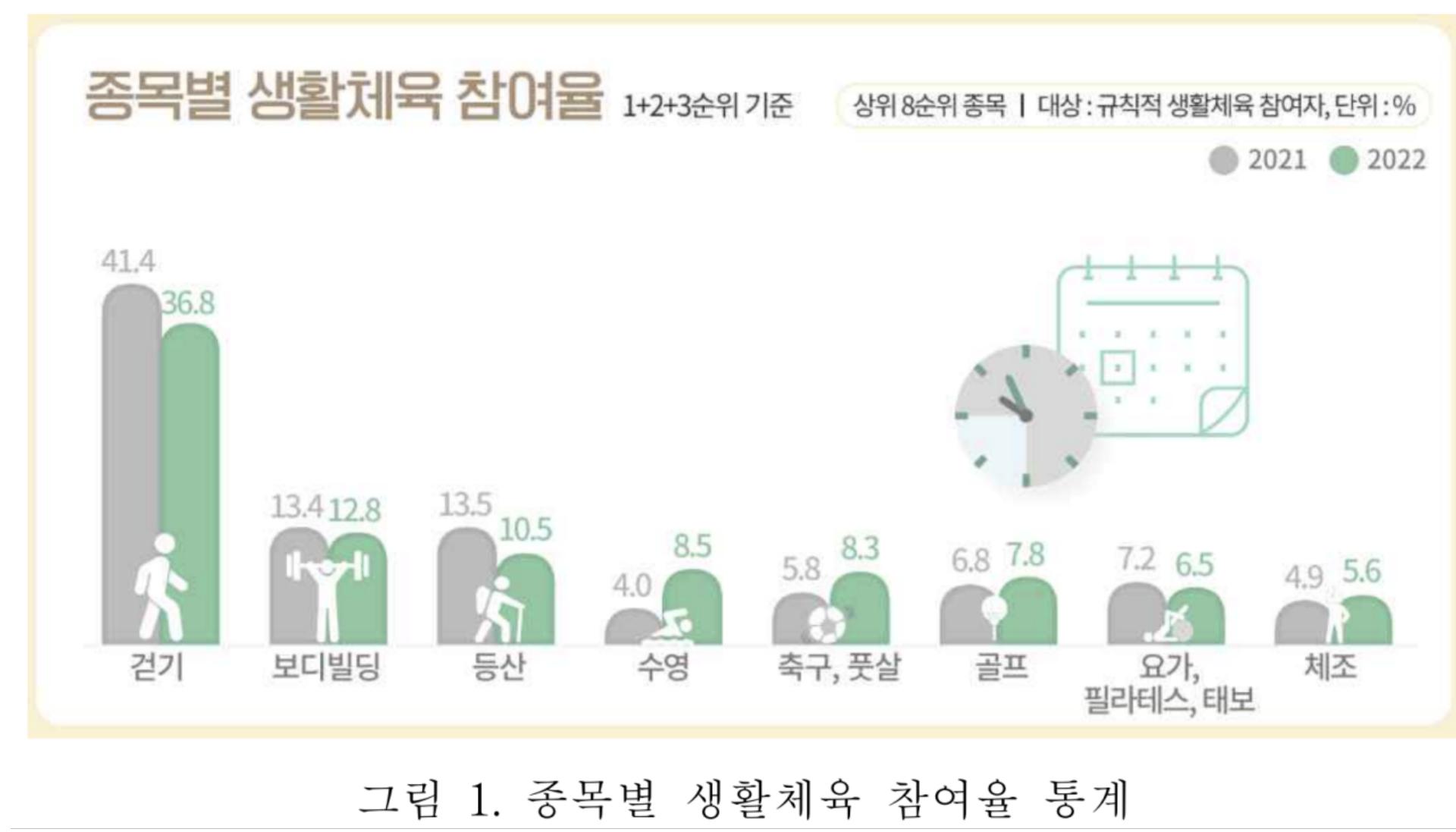


그림 1. 종목별 생활체육 참여율 통계

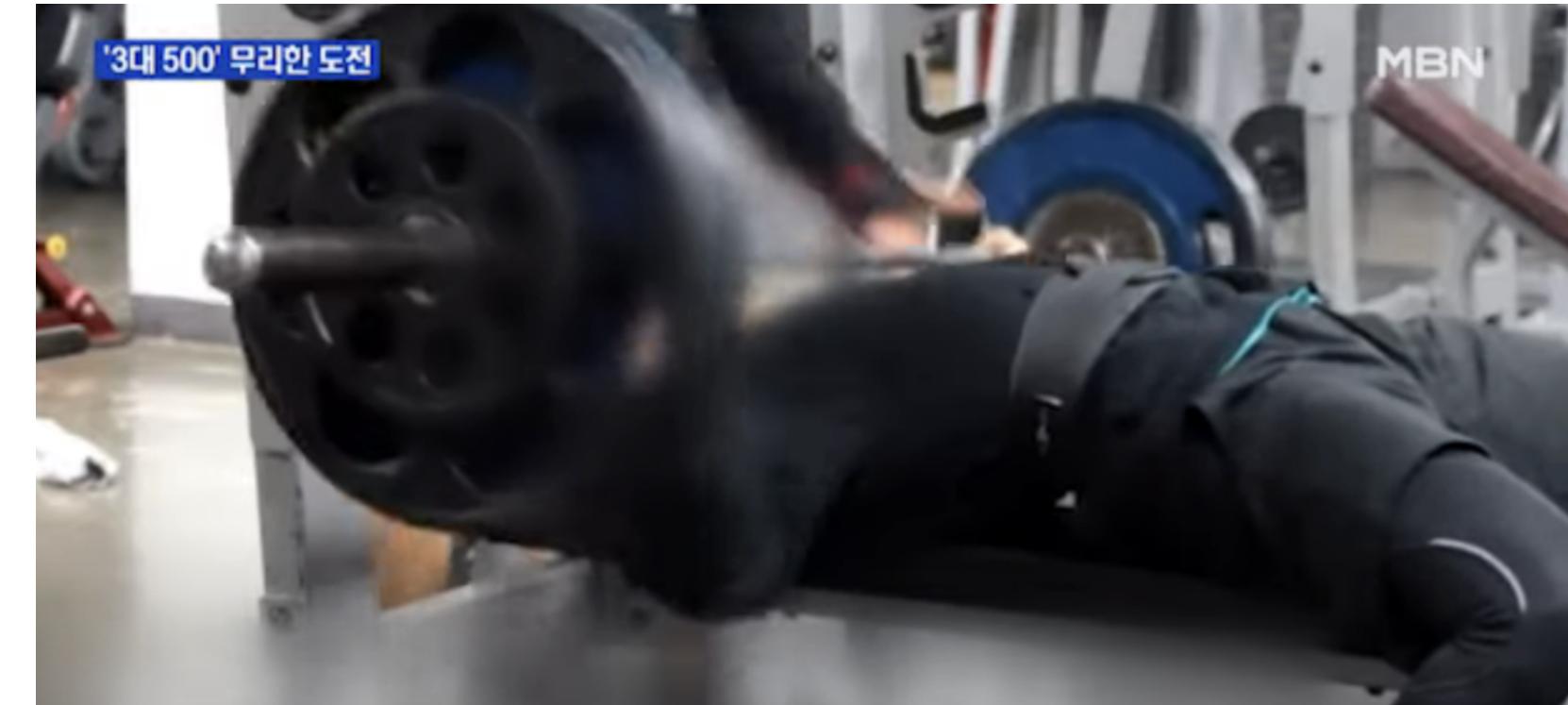
- 2022년 문화체육관광부의 생활체육 참여율 조사 결과, **규칙적으로 체육활동을 하고 있는 국민의 비중이 전국민의 과반수가 넘음**
- 그 중 종목별 참여율은 **보디빌딩이 12.8%**로 걷기 다음인 2위로 상당히 높은 비율 차지

I . 과제 선정 배경 및 필요성

1. 과제 선정 배경

웨이트 3대 운동 500kg?…무리한 시도에 부상 속출

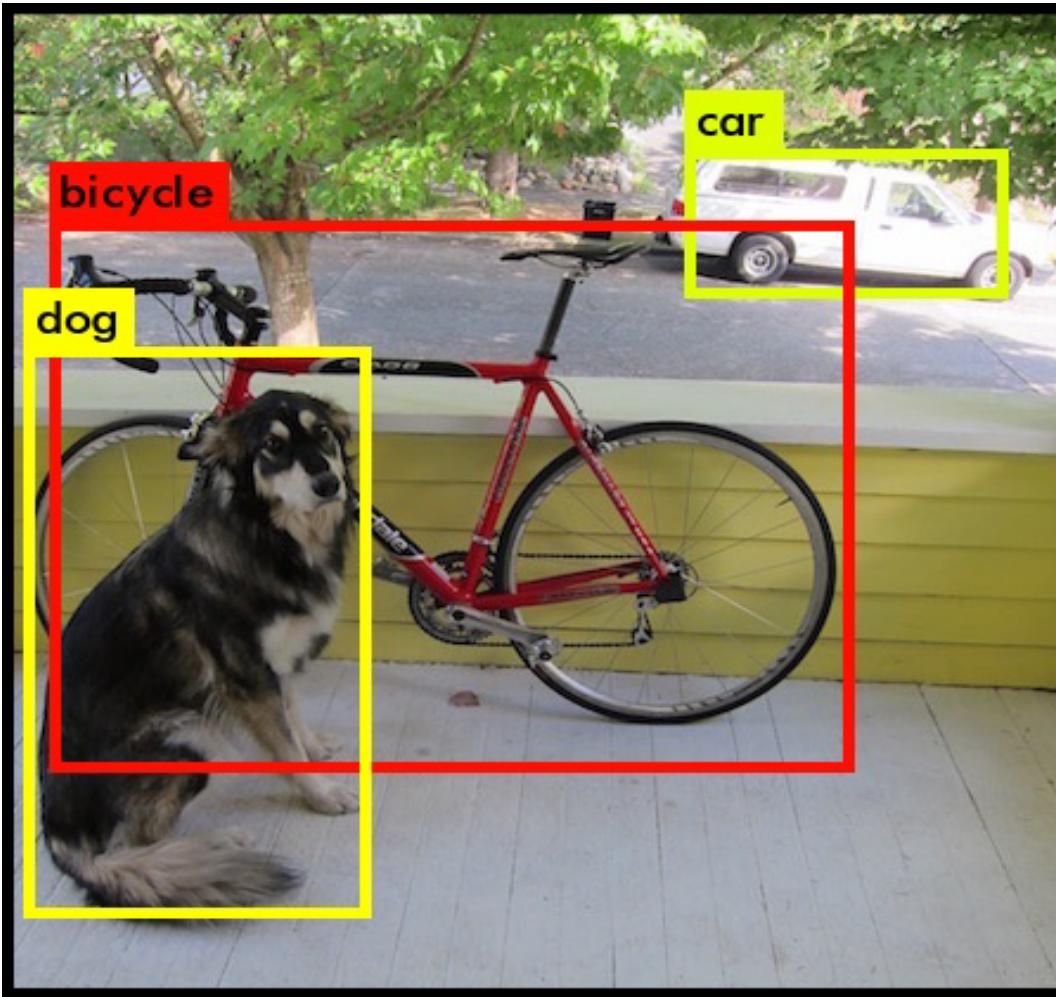
기사입력 2019-12-13 19:30 | 최종수정 2019-12-16 15:23



- 웨이트 트레이닝에서 핵심이 되는 **3대 운동(벤치프레스, 스쿼트, 데드리프트)**은 자세가 잘못되었는지 스스로 판단하기 어려운데, **만약 잘못된 자세로 운동을 수행하게 될 경우 큰 부상을 초래**
- 이러한 문제를 비전 AI 기술들을 융합해 자세 교정 AI 서비스를 개발하여 운동 수행 중 발생할 수 있는 부상을 예방하는데 기여하고자 함

I . 과제 선정 배경 및 필요성

2. 기존 연구 및 한계점



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

I . 과제 선정 배경 및 필요성

2. 기존 연구 및 한계점

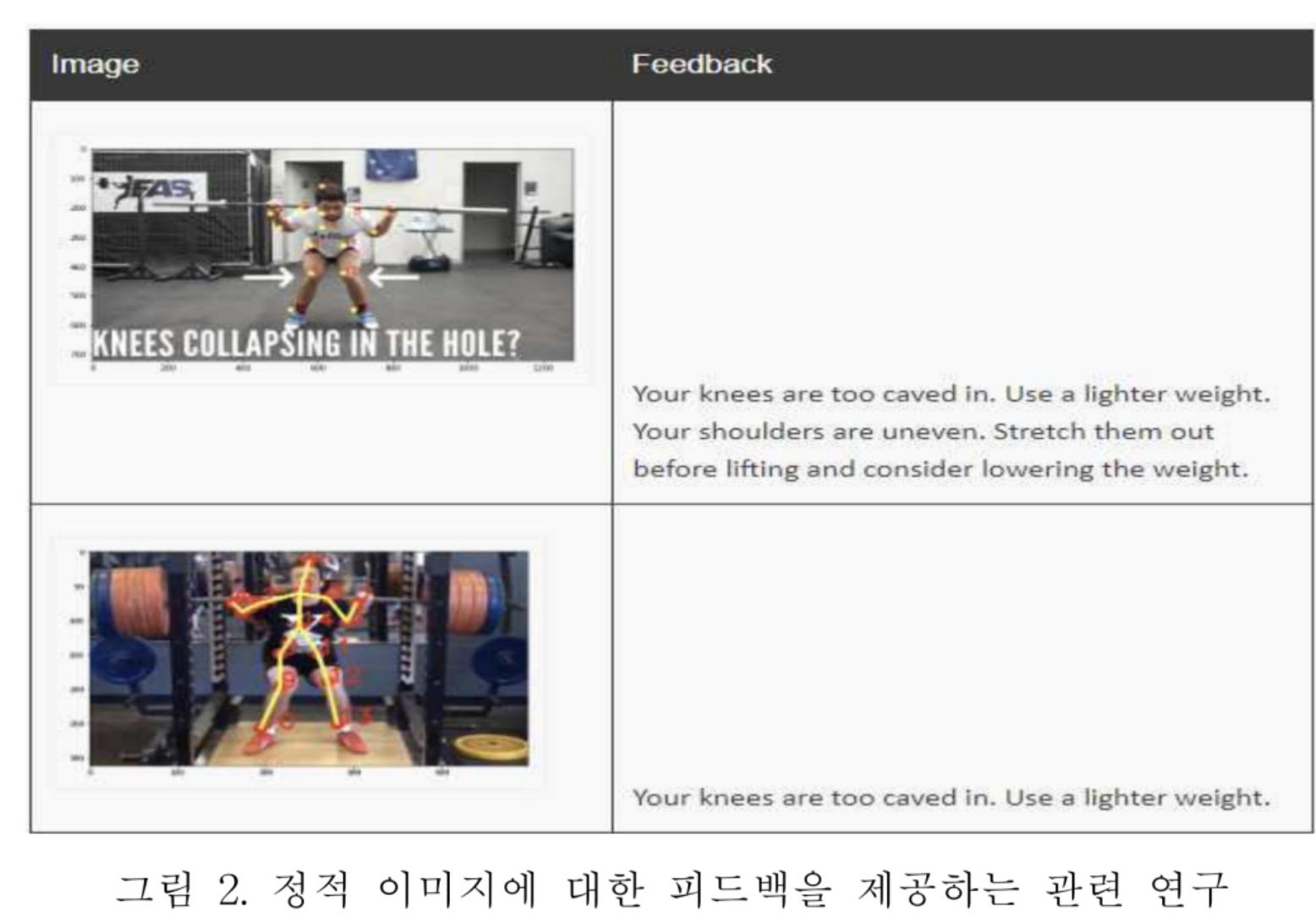


그림 2. 정적 이미지에 대한 피드백을 제공하는 관련 연구

- 기존 연구들은 단순히 전문가와 사용자의 골격 정보 값만을 단순 비교하거나 정적 이미지에 대해서만 피드백을 제공한다는 한계가 있음
- 또한 기존 연구들은 관절점 데이터(joint landmarks)만을 사용하여 정확도가 낮다는 한계가 있음

I . 과제 선정 배경 및 필요성

3. 연구 범위

- 연구 범위
 - 본 논문에서는 MediaPipe의 자세 추정 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 **구한 주요 관절의 사이각을 활용하여 모델의 정확도를 높이는 것을 목표로 함**
 - 또한, YOLOv5를 활용하여 단일 운동 수행자를 검출하는 모델을 제안함

I . 과제 선정 배경 및 필요성

4. 연구 공헌

- 본 논문의 공헌

- 첫째, MediaPipe의 자세 추정 기술을 활용하여 관절점을 추출하고, 주요 관절 간의 각도를 계산하여 데이터를 수집
- 둘째, 수집된 데이터를 기계학습 알고리즘인 로지스틱 회귀, 릿지 분류, 랜덤 포레스트, 그레이디언트 부스팅 알고리즘으로 자세 분류 모델을 구성하고 성능을 비교하여 최적의 모델을 선택
- 셋째, Streamlit 라이브러리를 통해 웹 환경에서 실시간으로 운동 자세를 분류하고 음성합성 기술 (TTS)를 이용해 제작한 음성을 출력하도록 함으로써 더욱 생동감 있게 피드백을 제공할 수 있는 서비스를 구현



II. 이론적 배경

Theoretical background



This Project's GitHub Code

II. 이론적 배경

1. MediaPipe

- Google에서 개발한 컴퓨터 비전 프레임워크,
자세 추정 기술을 활용하면 그림 4와 같이 33개의 관절점 데이터를 추출 가능
- 하지만 단일 인물에 대해서만 자세 추정이 가능

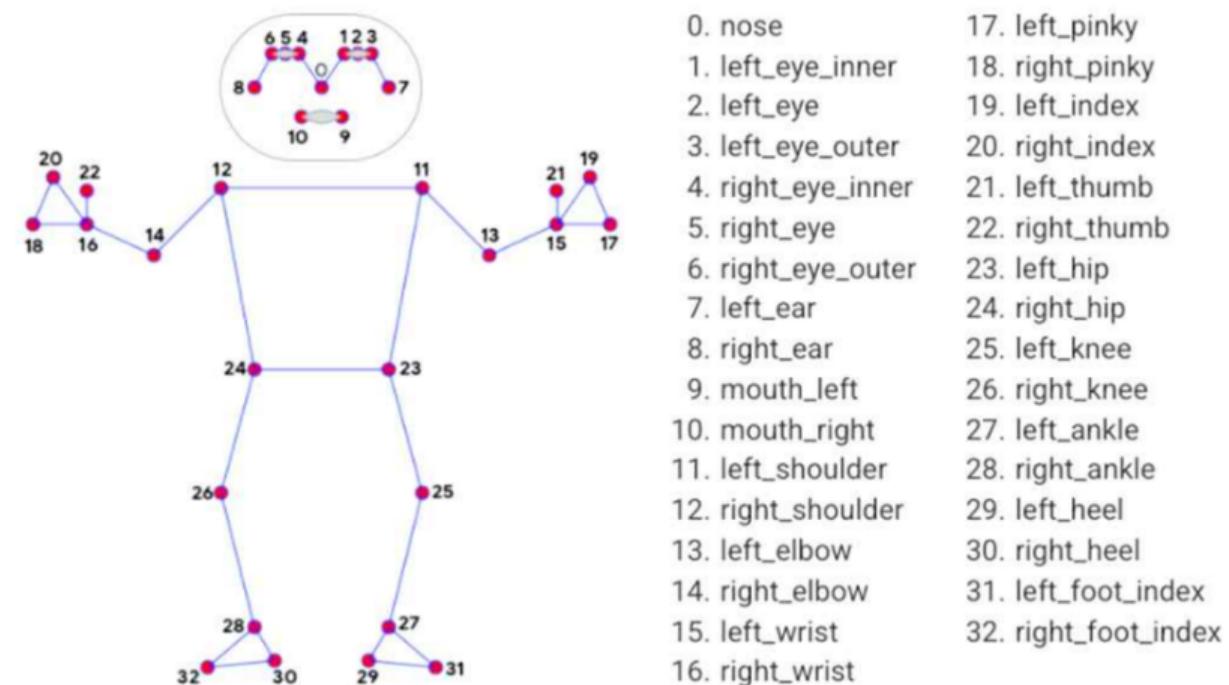


그림 4. MediaPipe Pose Landmark

2. YOLOv5

- 컴퓨터 비전 분야에서 중요한 역할을 하는 딥러닝 기반의 객체 감지 알고리즘
- 운동을 수행중인 객체를 탐지하는 모델을 구현하기 위해 사용
- 실시간 객체 감지를 위해 가장 검출 속도가 빠른 YOLOv5s 모델을 사용

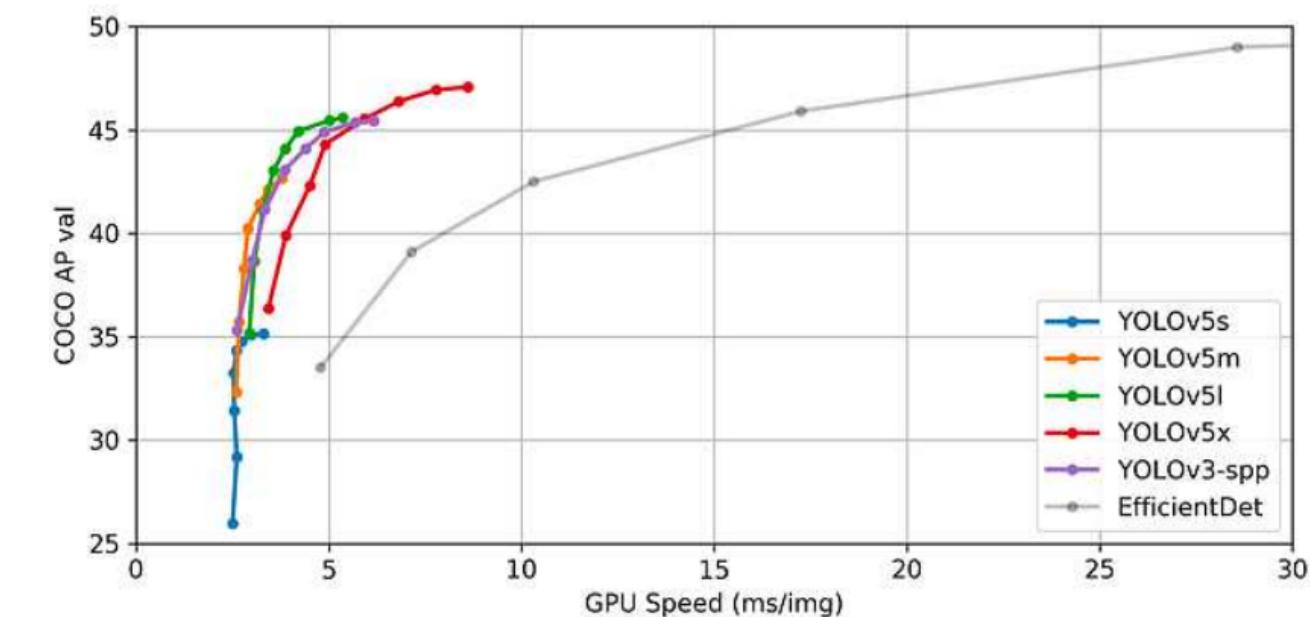


그림 3. YOLOv5 모델별 성능

III. 제안하는 실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스

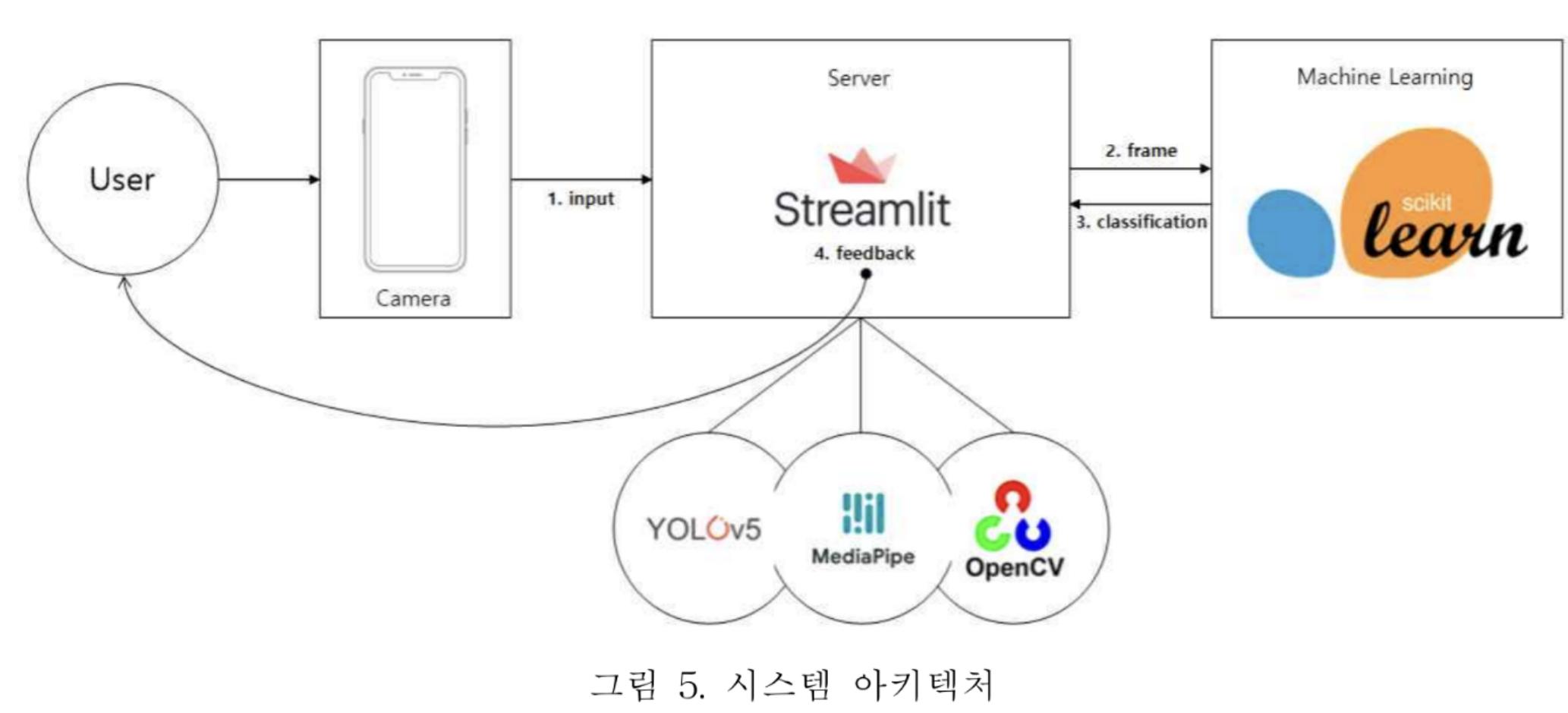
Proposed Real-Time Big 3 Exercises AI Posture Correction Service



- i . 시스템 아키텍처
- ii . 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 후 관절 좌표 추정
- iii . 운동 횟수 세기 알고리즘
- iv . 관절 사이각 계산 알고리즘

III. 제안하는 실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스

1. 시스템 아키텍처



- 사용자의 모바일 카메라로 촬영된 모든 프레임을 OpenCV 라이브러리를 활용해 실시간 영상으로 처리해 서버에 전송
- 서버에서는 전달받은 모든 프레임을 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

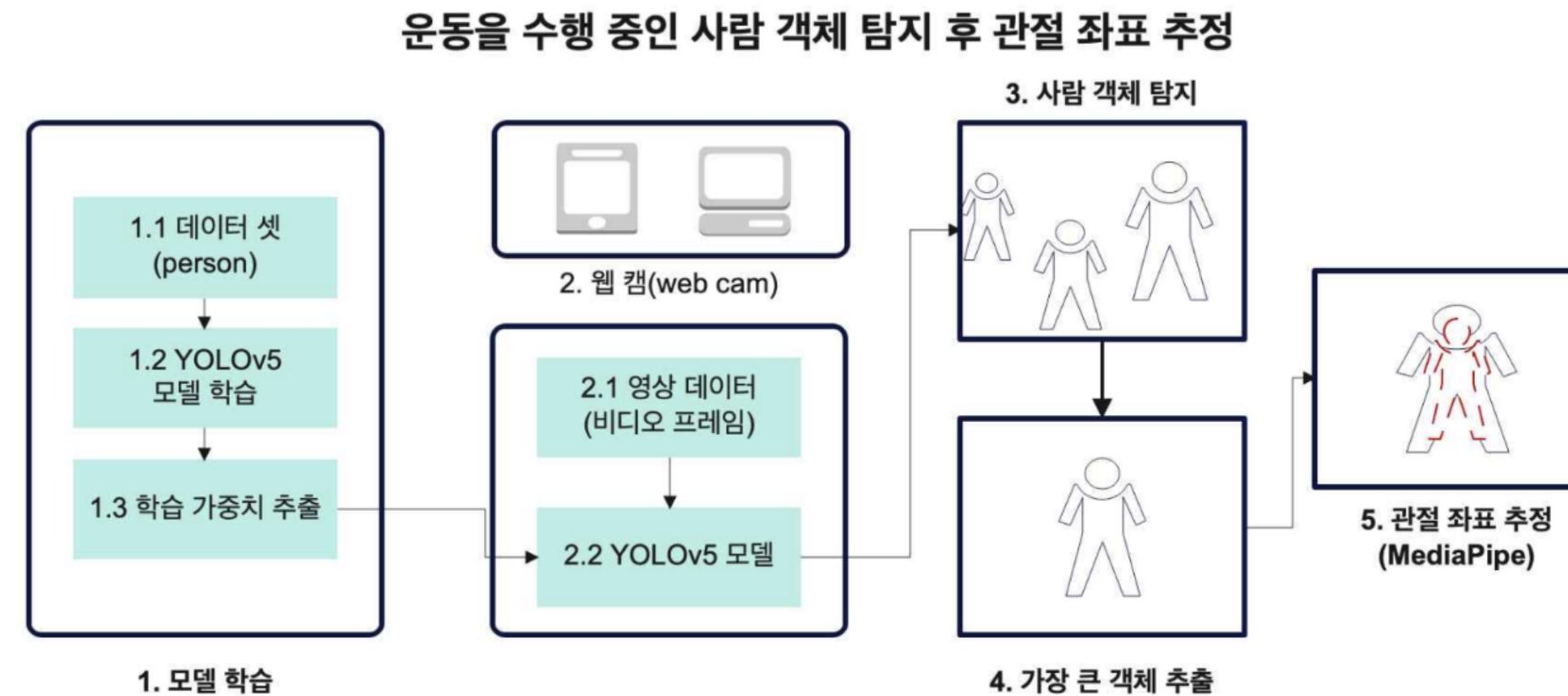


그림 6. 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 후 관절 좌표 추정

- 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. 운동 횟수 세기 알고리즘

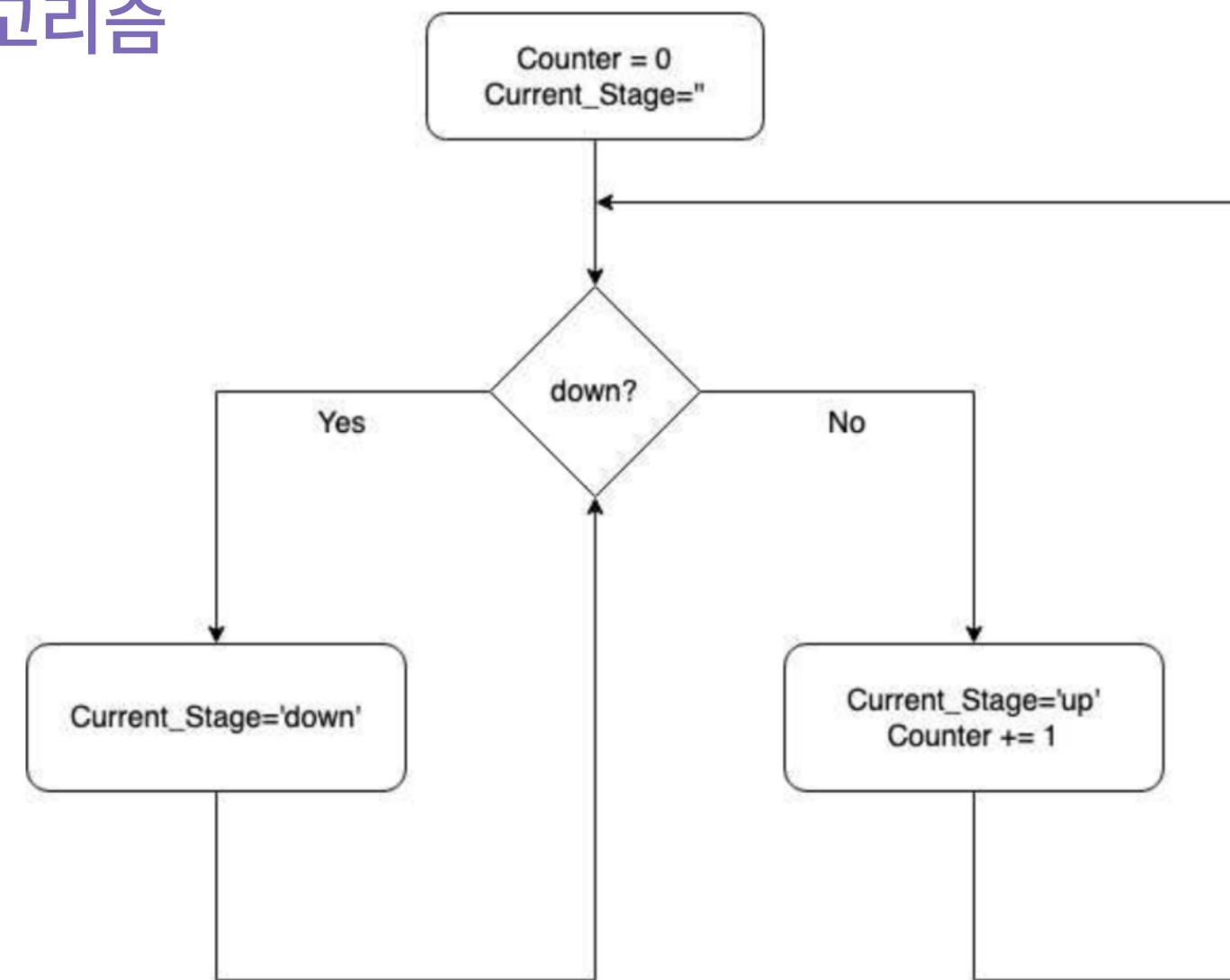
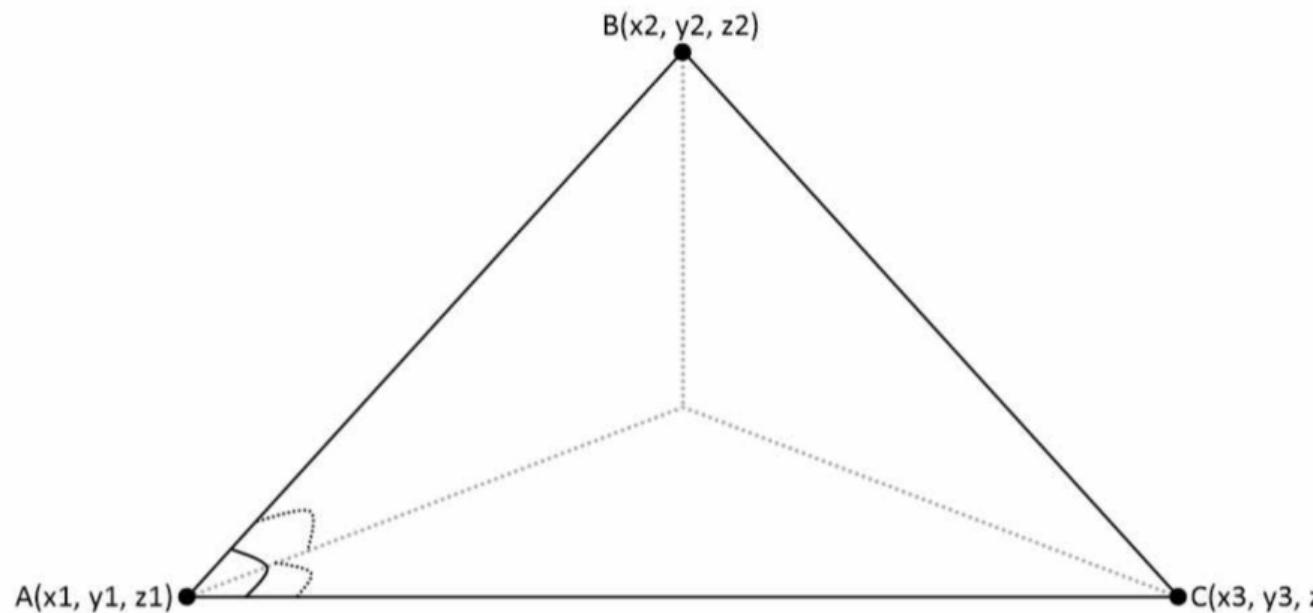


그림 7. 운동 횟수 세기 알고리즘 순서도

- 운동 횟수를 나타내는 `counter` 변수에 0을 초기화하고 현재 자세의 상태를 나타내는 `current_stage` 변수를 공백으로 초기화
- 무한 루프를 돌면서 서버에 학습된 모델의 예측값과 비교
 - 모델 예측값에 'down'이 포함되어 있으면 현재 자세는 down 자세라고 인식하여 `current_stage`를 `down`으로 변경
 - 만약 현재 자세가 `down`인데 `up`으로 바뀐다면 `current_stage`를 `up`으로 변경하고 `counter` 변수값을 1증가

III. 제안하는 실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스

4. 관절 사이각 계산 알고리즘



$$\theta = \left(\arctan \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} - \arctan \frac{y_3 - y_1}{x_3 - x_1} \right) * \left| \frac{180}{\pi} \right|$$

그림 8. 관절 사이각 계산 알고리즘

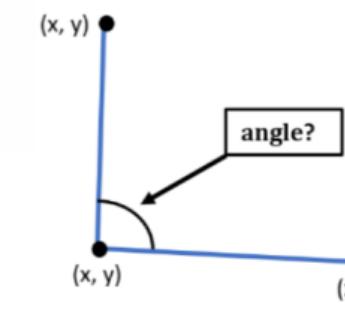
```
def calculateAngle(a, b, c):
    a = np.array(a) # first
    b = np.array(b) # mid
    c = np.array(c) # end

    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
```

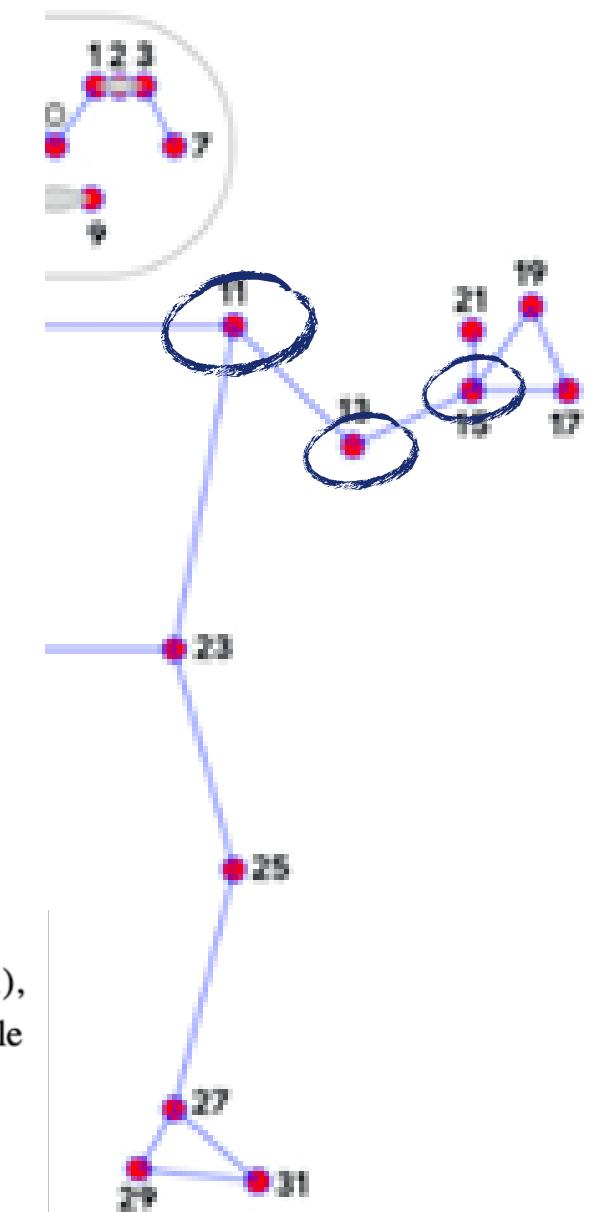
그림 9. 관절 점을 이용하여 관절 사이각 계산하는 함수 의사코드



b. Angle Calculation

Assume there are 3 points with the following coordinates: Point 1 (x_1, y_1), Point 2 (x_2, y_2) and Point 3 (x_3, y_3), below is the formula to calculate the angle created by 3 points.

$$\begin{aligned} \text{angle_in_radian} &= \arctan2(y_3 - y_2, x_3 - x_2) - \arctan2(y_1 - y_2, x_1 - x_2) \\ \text{angle_in_degree} &= (\text{angle_in_rad} * 180)/\pi \end{aligned}$$



- 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 활용하면 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

III. 제안하는 실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스

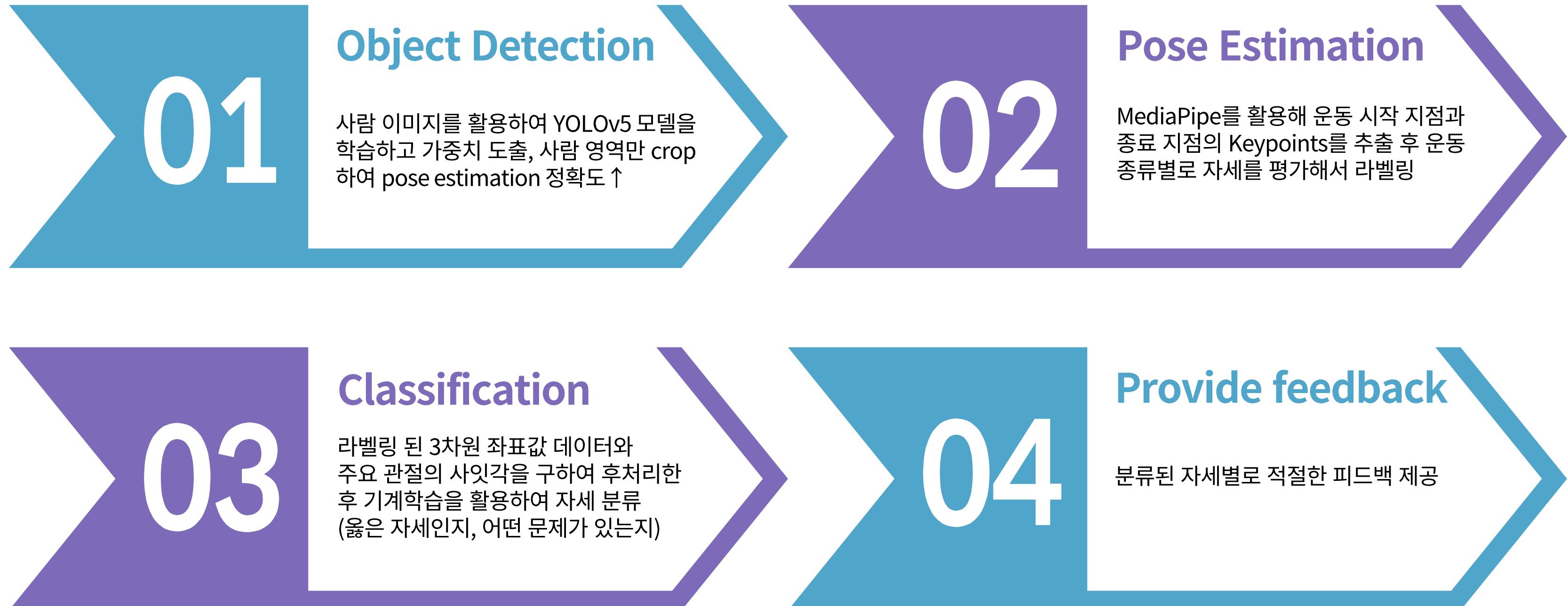
4. 관절 사이각 계산 알고리즘

표 1. 주요 관절의 사이각

Angle	사용한 관절점(joint landmark) 번호
목((좌+우)/2)	좌: 11, 0, 23(left shoulder, nose, left hip) 우: 12, 0, 24(right shoulder, nose, right hip)
어깨(좌, 우)	좌: 13, 11, 23(left elbow, left shoulder, left hip) 우: 14, 12, 24(right elbow, right shoulder, right hip)
팔꿈치(좌, 우)	좌: 11, 13, 15(left shoulder, left elbow, left wrist) 우: 12, 14, 16(right shoulder, right elbow, right wrist)
골반(좌, 우)	좌: 11, 23, 25(left shoulder, left hip, left knee) 우: 12, 24, 26(right shoulder, right hip, right knee)
무릎(좌, 우)	좌: 23, 25, 27(left hip, left knee, left ankle) 우: 24, 26, 28(right hip, right knee, right ankle)
발목(좌, 우)	좌: 25, 27, 29(left knee, left ankle, left heel) 우: 26, 28, 30(right knee, right ankle, right heel)

- 주요 관절인 목, 어깨, 팔꿈치, 골반, 무릎, 발목 관절의 사이각만 사용

III. 제안하는 실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스





This Project's GitHub QR Code

IV. 실험 Experiments

- i . 실험 환경
- ii . 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 모델
- iii . 운동 자세 분류 모델
- iv . 운동 자세별 피드백

IV. 실험

1. 실험 환경

- 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 사용하였고 서버에 사용된 파이썬은 Python 3.10 버전을 사용
- 클라이언트로 macOS 14와 m1 chip이 탑재된 맥북 m1과 아이폰 12 Pro를 사용하여 실험

IV. 실험

*Roboflow: 컴퓨터 비전 및 이미지 처리 작업을 위한 플랫폼

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
 - 초반에 라벨링 한 데이터로 학습한 모델의 경우 너무 좁은 여백으로 오히려 관절점 추정이 어려워짐
→ 이를 극복하기 위해 **충분한 여백을 주어 다시 라벨링 후 모델 학습을 진행**(하이퍼 파라미터: [epochs: 200, batch: 16, etc: default])
- 이후, **Kaggle의 'Silhouettes of human posture' 데이터 4,800장에 대해 Pseudo Labeling을 진행하고 모델 학습을 진행**

표 10. 여백이 거의 없도록 훈련 데이터를 라벨링한 모델

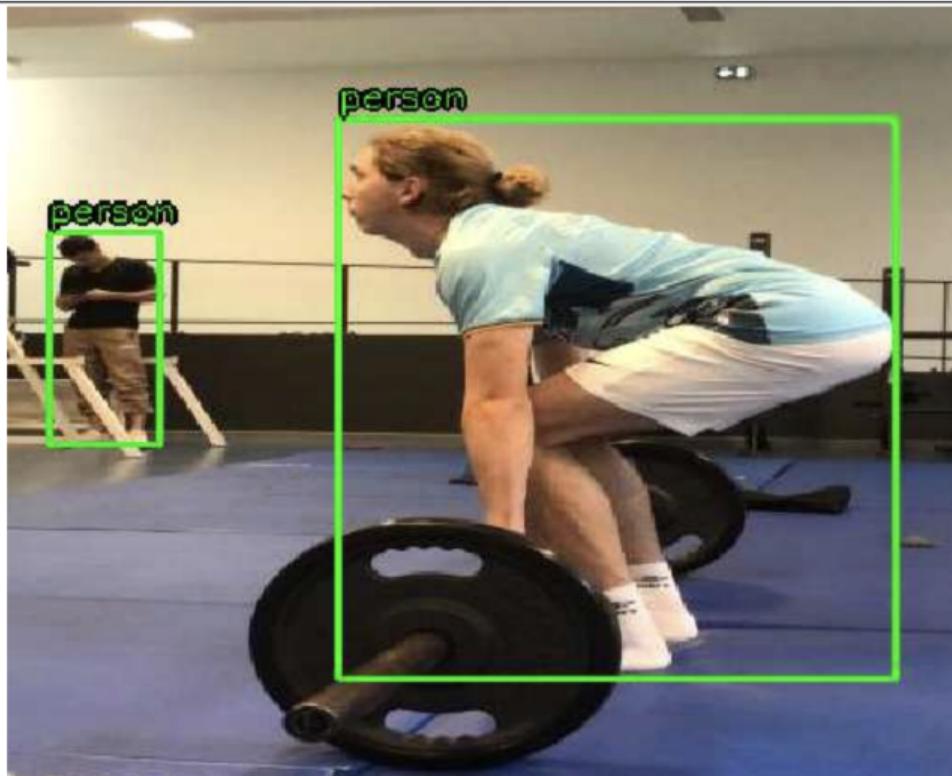


그림 21. 좁은 여백의 라벨링 모습

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

표 11. 충분한 여백을 포함하여 훈련 데이터를 라벨링한 모델

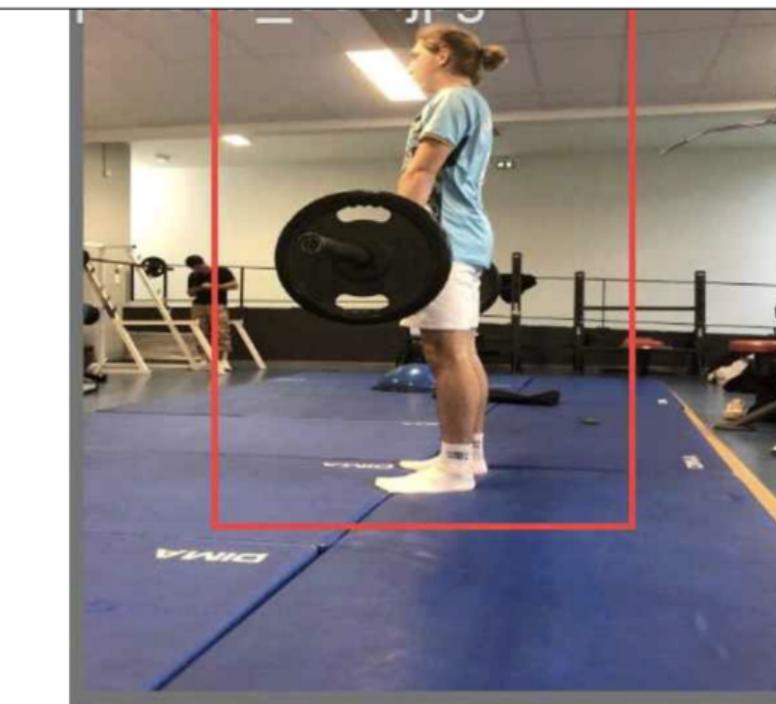
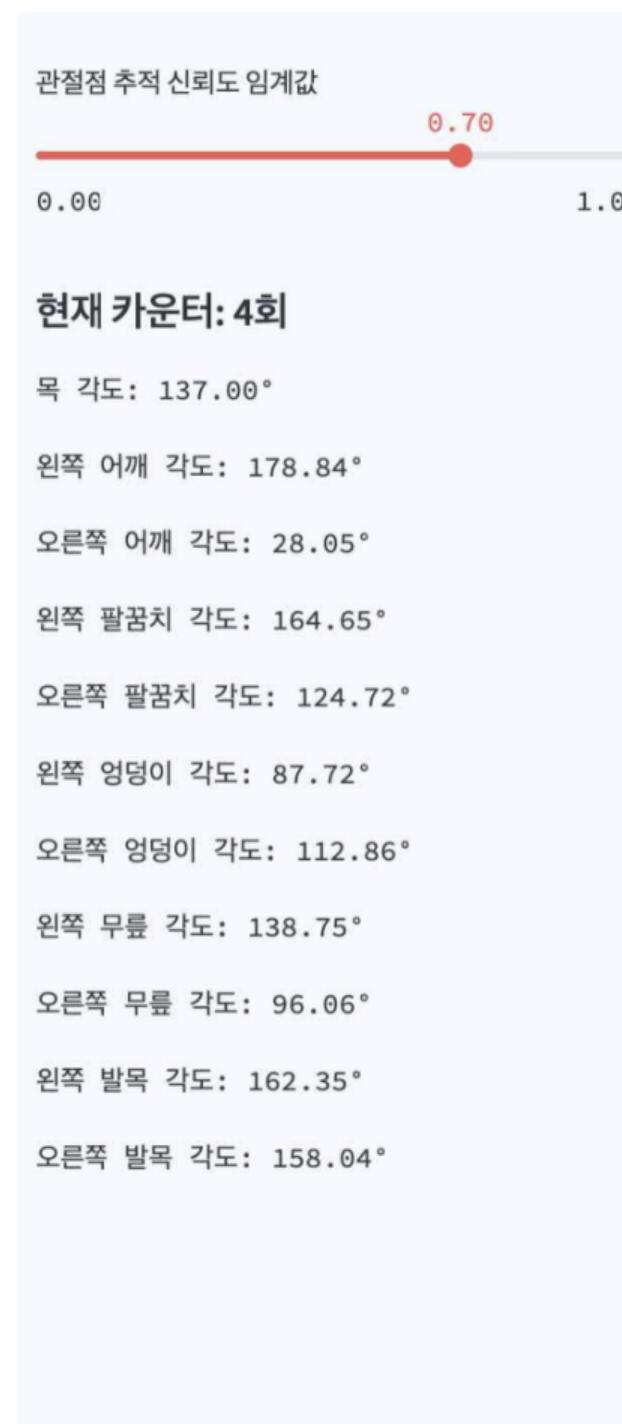


그림 22. 충분한 여백의 라벨링 모습

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

IV. 실험

2. 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 후 관절 좌표 추정(벤치프레스)



실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스

운동 선택

벤치프레스



허리를 너무 아치 모양으로 만들지 말고 가슴을 피려고 노력하세요.

골반을 조금 더 들어올리고 복부를 긴장시켜 허리를 평평하게 유지하세요.

그림 23. 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 후 관절 좌표 추정(벤치프레스)

IV. 실험

2. 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 후 관절 좌표 추정(스쿼트)



그림 24. 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 후 관절 좌표 추정(스쿼트)

IV. 실험

2. 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 후 관절 좌표 추정(데드리프트)

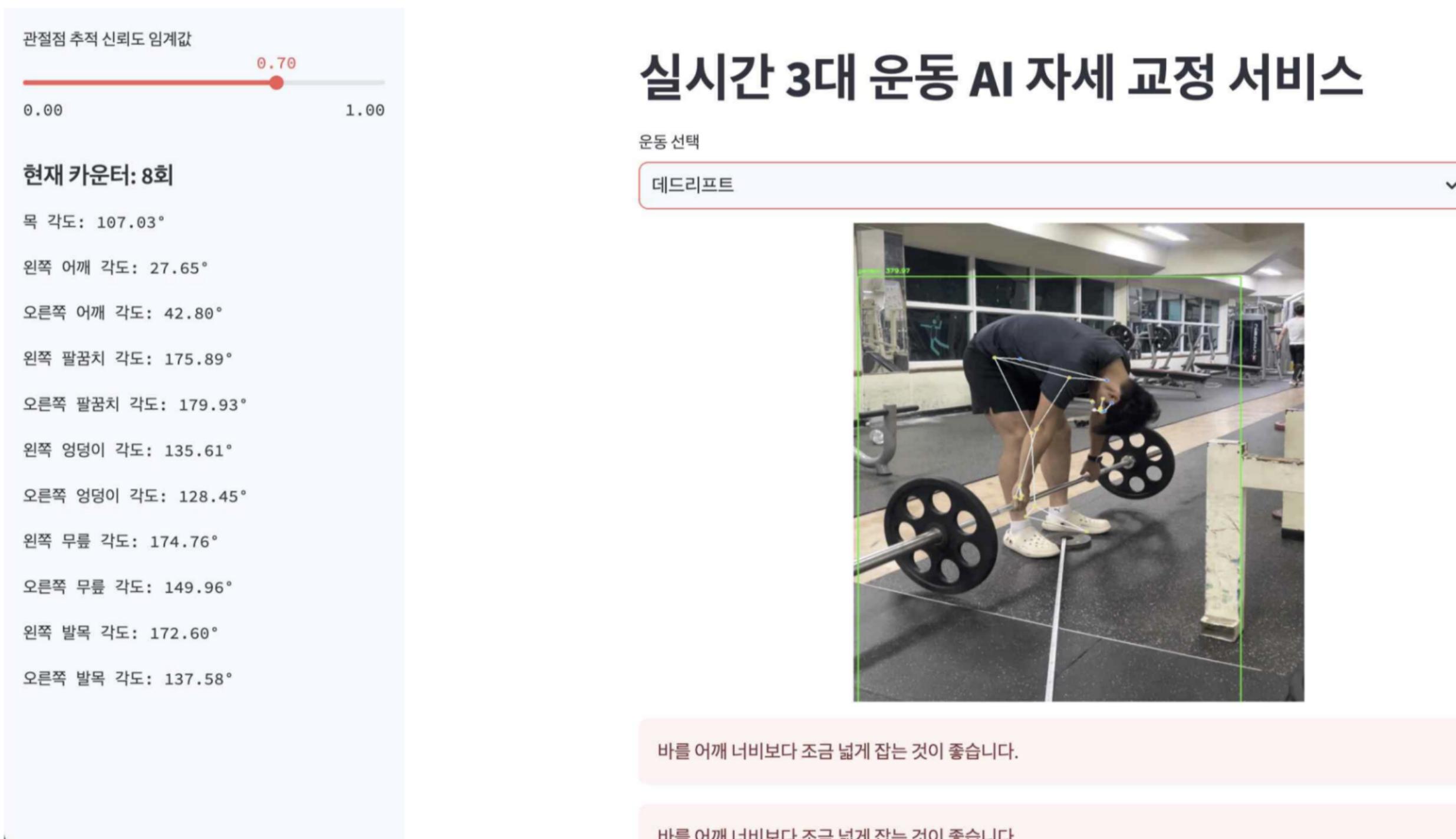


그림 25. 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 후 관절 좌표 추정(데드리프트)

IV. 실험

3. 운동 자세 분류 모델 - 데이터 수집

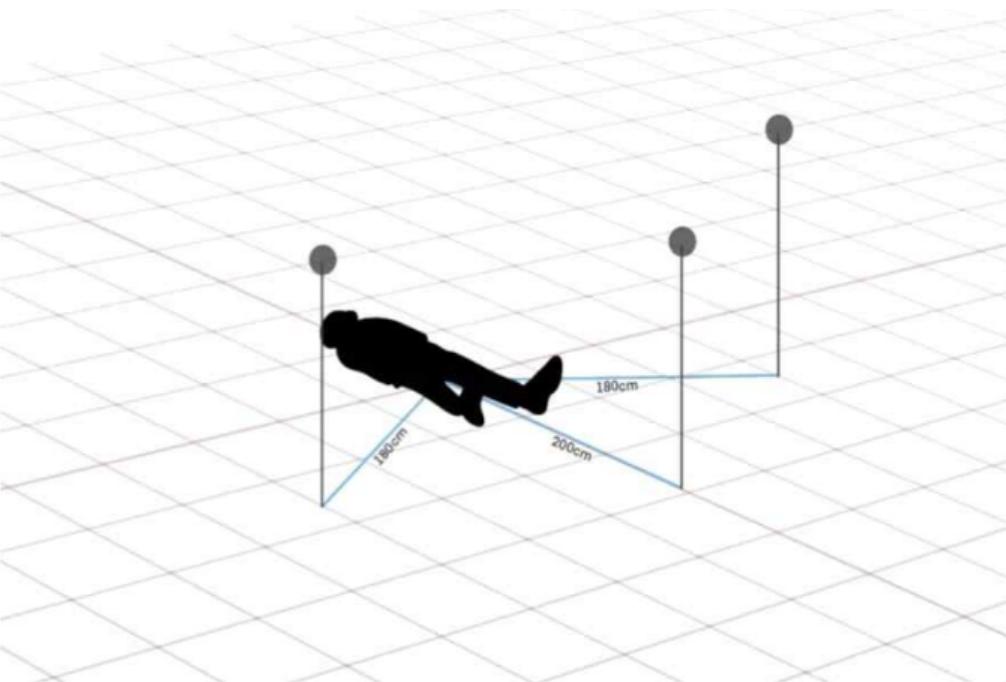


그림 13. 벤치프레스 - 촬영 거치대 쿼터뷰

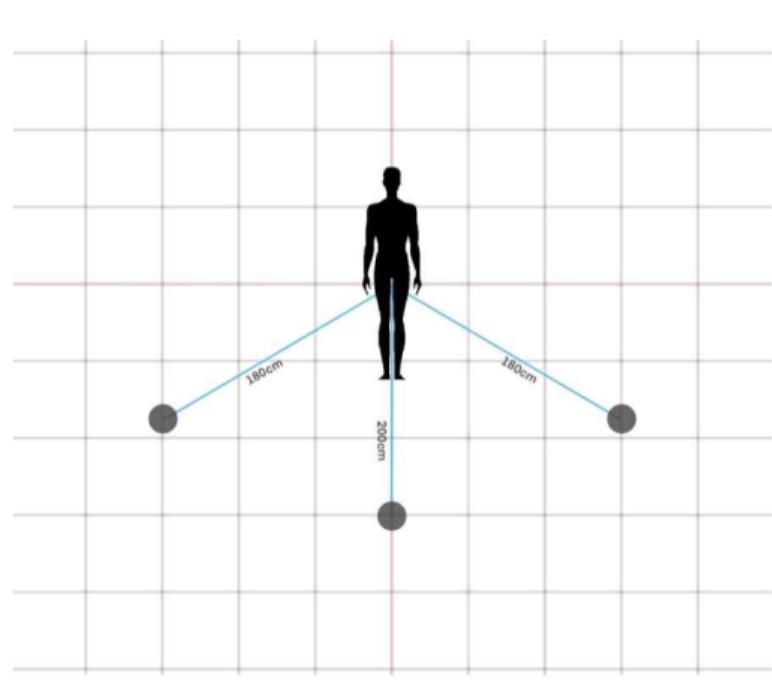


그림 14. 벤치프레스 - 촬영 거치대 위치 탑뷰



그림 17. 벤치프레스 촬영 예시

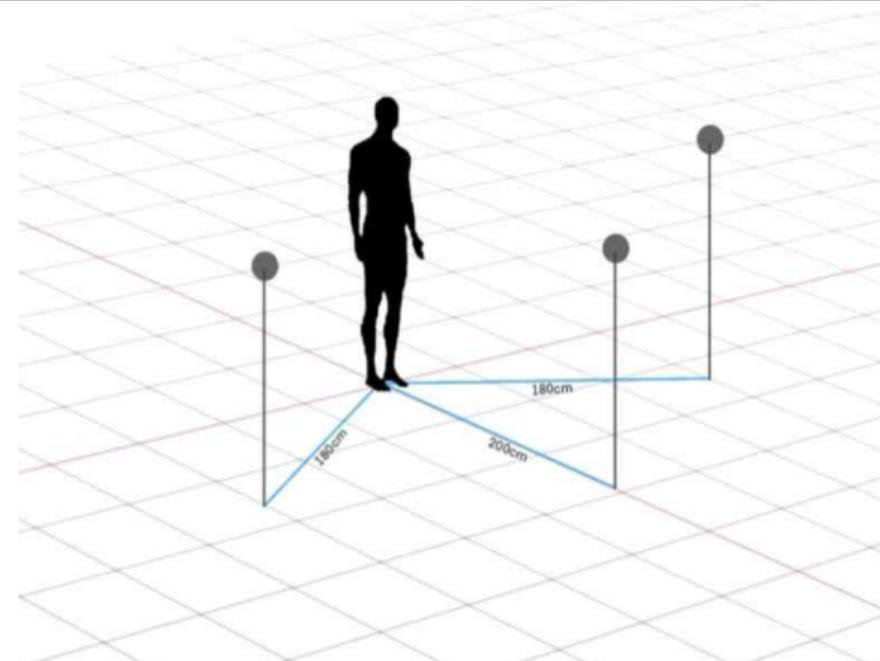


그림 15. 스쿼트 및 테드리프트 - 촬영 거치대 쿼터뷰

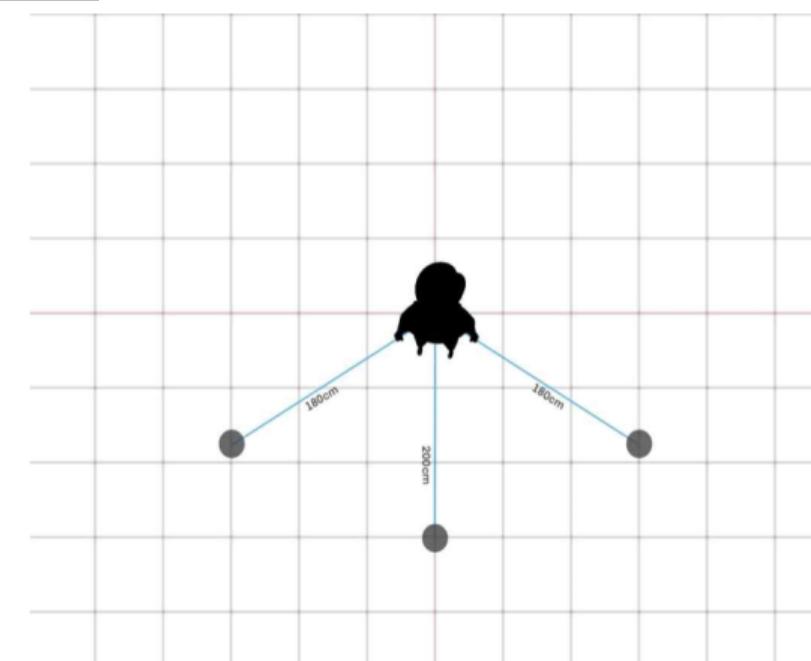


그림 16. 스쿼트 및 테드리프트 - 촬영 거치대 탑뷰

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

IV. 실험

3. 운동 자세 분류 모델 - 데이터 수집



IMG_5699.MOV



IMG_5700
2.MOV



IMG_5700
3.mov



IMG_5700
4.MOV



IMG_5700.MOV



IMG_5712.MOV



IMG_5713.MOV



IMG_5714.MOV



IMG_5715.MOV



IMG_5717.MOV



IMG_5718.MOV



IMG_5719.MOV



IMG_5720.MOV



IMG_5721.MOV



IMG_5722.MOV



IMG_5725.MOV



IMG_5726.MOV



IMG_5727.MOV



IMG_5728.MOV



IMG_5729.MOV



IMG_5730.MOV



IMG_5731.MOV



IMG_5732.MOV



IMG_5733.MOV

IV. 실험

3. 운동 자세 분류 모델 - 분류 기준

표 2. 벤치프레스 자세 분류

상태	자세 분류	단축성 수축(up)	신장성 수축(down)
Correct	올바른 자세	b_correct_up	b_correct_down
Incorrect	허리가 과도한 아치 자세	b_excessive_arch_up	b_excessive_arch_down
	바를 너무 넓게 잡은 자세	b_arms_spread_up	b_arms_spread_down

표 3. 스쿼트 자세 분류

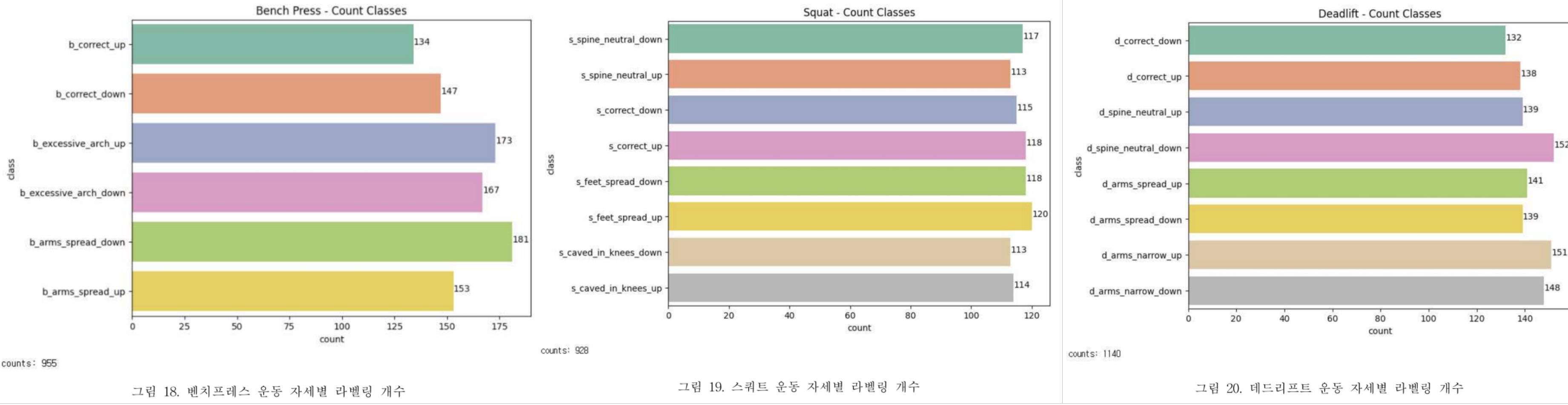
상태	자세 분류	단축성 수축(up)	신장성 수축(down)
Correct	올바른 자세	s_correct_up	s_correct_down
Incorrect	척추 중립이 아닌 자세	s_spine_neutral_up	s_spine_neutral_down
	무릎이 웜푹 들어간 자세	s_caved_in_knees_up	s_caved_in_knees_down
	발을 너무 넓게 벌린 자세	s_feet_spread_up	s_feet_spread_down

표 4. 데드리프트 자세 분류

상태	자세 분류	신장성 수축(up)	단축성 수축(down)
Correct	올바른 자세	d_correct_up	d_correct_down
Incorrect	척추 중립이 아닌 자세	d_spine_neutral_up	d_spine_neutral_down
	바를 너무 넓게 잡은 자세	d_arms_spread_up	d_arms_spread_down
	바를 너무 좁게 잡은 자세	d_arms_narrow_up	d_arms_narrow_down

IV. 실험

3. 운동 자세 분류 모델 - 데이터 수집 및 라벨링



- **벤치프레스는** 각 자세별로 총 10회의 운동을 반복 수행하여 **총 12개의 비디오를 수집**
- **스쿼트와 데드리프트는** 각 자세별로 총 10회의 운동을 반복 수행하여 **각각 16개의 비디오를 수집**
- 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 - 데이터 수집 및 라벨링

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	
b_correct_up	305741	0.3126	0.6494	0.999992	0.293562	0.318613	0.690779	0.999994	0.294854	0.320122	0.690993	0.99999	0.296245	0.321657	0.690824	0.999995	0.28915	0.318927	0.629176	0.999996	0.287448	
b_correct_down	305053	0.314532	0.634355	0.999994	0.291165	0.31892	0.693585	0.999996	0.292248	0.319477	0.69377	0.999992	0.293597	0.319895	0.693555	0.999996	0.286542	0.32071	0.645595	0.999997	0.284436	
b_correct_up	322962	0.310356	0.626716	0.999998	0.311303	0.313779	0.671864	0.999998	0.312464	0.315354	0.672052	0.999997	0.31368	0.316954	0.671933	0.999999	0.306352	0.314038	0.603849	0.999999	0.303953	
b_correct_up	0.30693	0.308914	0.516482	0.999996	0.293584	0.315468	0.562558	0.999997	0.294146	0.317542	0.562696	0.999995	0.295221	0.319197	0.562552	0.999997	0.288275	0.31593	0.496474	0.999998	0.285859	
b_correct_down	331962	0.300087	0.485741	0.999991	0.327126	0.296692	0.54399	0.999993	0.329436	0.29729	0.543946	0.999989	0.332989	0.298237	0.543703	0.999994	0.320093	0.298157	0.501201	0.999996	0.317222	
b_correct_up	340011	0.284502	0.451666	0.999998	0.33123	0.28209	0.504184	0.999998	0.333205	0.282494	0.50428	0.999997	0.335343	0.282988	0.504156	0.999998	0.321673	0.284581	0.44084	0.999999	0.316683	
b_correct_down	338635	0.302859	0.654136	0.999998	0.33692	0.299538	0.708215	0.999998	0.340722	0.300486	0.70827	0.999997	0.344518	0.302038	0.708086	0.999998	0.325747	0.29961	0.660729	0.999999	0.322107	
b_correct_up	328169	0.289097	0.539683	0.999999	0.3197	0.289316	0.589056		1	0.321149	0.290243	0.589202	0.999999	0.322441	0.291471	0.589136		1	0.313624	0.291459	0.530183	
b_correct_down	337458	0.305839	0.607175	0.999999	0.335634	0.303268	0.660894	0.999999	0.339618	0.303949	0.660887	0.999999	0.343207	0.304798	0.660659	0.999999	0.324498	0.304313	0.618186		1	0.320083
b_correct_up	335534	0.280967	0.427811	0.999999	0.326557	0.28103	0.480258	0.999999	0.328788	0.281545	0.48035	0.999998	0.331307	0.282062	0.480223	0.999999	0.317515	0.283809	0.419428	0.999999	0.312948	
b_excessive_arch_up	346721	0.319201	0.315883	0.999973	0.33672	0.32269	0.368045	0.999987	0.33765	0.323789	0.368096	0.99998	0.338777	0.32472	0.367828	0.999984	0.330909	0.324279	0.316755	0.999987	0.327705	
b_excessive_arch_up	376059	0.296026	0.202741	0.99999	0.367581	0.290813	0.265947	0.999995	0.369841	0.290835	0.265977	0.999992	0.372133	0.290955	0.265723	0.999994	0.358012	0.293489	0.20566	0.999996	0.353241	
b_excessive_arch_down	386605	0.308019	0.408266	0.999984	0.374639	0.30289	0.477463	0.999994	0.375878	0.302449	0.477482	0.999988	0.376841	0.302324	0.477202	0.999993	0.36446	0.307885	0.428885	0.999995	0.358632	
b_excessive_arch_up	357282	0.307082	0.28791	0.999982	0.348399	0.304577	0.345174	0.999991	0.350568	0.304697	0.345267	0.999987	0.353145	0.304849	0.344981	0.999989	0.340752	0.306632	0.292626	0.999992	0.337184	
b_excessive_arch_down	351349	0.312656	0.469226	0.999983	0.340086	0.312776	0.536806	0.999992	0.341803	0.313009	0.536795	0.999988	0.343623	0.31311	0.536494	0.999991	0.334466	0.315629	0.489852	0.999992	0.332099	
b_excessive_arch_up	362955	0.304646	0.282459	0.999988	0.351651	0.302098	0.341487	0.999995	0.353518	0.302331	0.341597	0.999992	0.355697	0.302508	0.341349	0.999993	0.343551	0.304925	0.287634	0.999995	0.339601	
b_excessive_arch_down	357761	0.310668	0.448952	0.999978	0.350581	0.308898	0.51643	0.999988	0.352494	0.309266	0.516447	0.999982	0.354616	0.309556	0.516201	0.999985	0.344629	0.309475	0.475541	0.999989	0.342054	
b_excessive_arch_up	0.37081	0.301998	0.271265	0.999969	0.35974	0.299747	0.332617	0.999986	0.361842	0.299672	0.332649	0.999978	0.364258	0.299578	0.332375	0.999981	0.350482	0.303134	0.279242	0.999986	0.345884	
b_excessive_arch_down	331175	0.337563	0.515094	0.999949	0.327266	0.336013	0.576411	0.99998	0.330049	0.334383	0.576447	0.999961	0.332903	0.332779	0.576133	0.999977	0.320425	0.342462	0.542369	0.999977	0.318627	
b_excessive_arch_up	351049	0.32208	0.350503	0.99996	0.338609	0.324511	0.418032	0.999975	0.339773	0.325678	0.418032	0.999967	0.341511	0.327128	0.417809	0.999969	0.332423	0.325737	0.349981	0.999975	0.329113	
b_excessive_arch_down	344626	0.336413	0.476596	0.999977	0.33647	0.334007	0.547032	0.99999	0.338791	0.332925	0.547134	0.999982	0.341561	0.331727	0.546828	0.999988	0.329417	0.339373	0.499418	0.99999	0.326959	
b_excessive_arch_up	350856	0.314278	0.294101	0.999983	0.341538	0.31778	0.347781	0.999991	0.342646	0.318947	0.347846	0.999987	0.344028	0.31999	0.347595	0.999989	0.335351	0.31935	0.295169	0.999992	0.332015	
b_excessive_arch_down	324709	0.33007	0.570891	0.999389	0.318742	0.332774	0.626066	0.999605	0.321024	0.333194	0.626187	0.999469	0.322657	0.33377	0.625938	0.999523	0.312291	0.337809	0.581932	0.999648	0.31196	
b_excessive_arch_up	376059	0.296026	0.202741	0.99999	0.367581	0.290813	0.265947	0.999995	0.369841	0.290835	0.265977	0.999992	0.372133	0.290955	0.265723	0.999994	0.358012	0.293489	0.20566	0.999996	0.353241	
b_excessive_arch_down	353448	0.313146	0.46864	0.999949	0.345064	0.311558	0.532506	0.999976	0.346181	0.312303	0.532444	0.999962	0.347786	0.312649	0.532198	0.999972	0.33976	0.312337	0.484299	0.999976	0.336853	
b_excessive_arch_up	356475	0.307522	0.284806	0.999975	0.347279	0.305088	0.34478	0.999988	0.349368	0.305227	0.344845	0.999982	0.352001	0.305481	0.344592	0.999985</td						

IV. 실험

3. 운동 자세 분류 모델 - 벤치프레스

- 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

표 12. 머신러닝 알고리즘별 벤치프레스 자세 분류 모델 성능 비교

벤치프레스	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Logistic Regression	0.944	0.945	0.944	0.944
Ridge Classifier	0.941	0.942	0.941	0.941
Random Forest	0.962	0.963	0.962	0.962
Gradient Boosting	0.944	0.946	0.944	0.944

표 13. 랜덤 포레스트 알고리즘으로 학습한 벤치프레스 자세 분류 모델의 성능 지표 결과

벤치프레스	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 13은 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 결과
- 287개의 테스트 세트를 이용하여 데이터 분류를 진행한 결과, Accuracy는 0.96의 성능을 보이고 본 논문의 목적과 맞는 Weighted avg의 결과로 분류 지표를 해석하였을 때 Precision, Recall, F1-Score 모두 0.96의 성능을 보임

IV. 실험

3. 운동 자세 분류 모델 - 스쿼트

표 14. 머신러닝 알고리즘별 스쿼트 자세 분류 모델 성능 비교

스쿼트	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Logistic Regression	0.986	0.986	0.989	0.986
Ridge Classifier	0.986	0.986	0.986	0.986
Random Forest	0.989	0.989	0.989	0.989
Gradient Boosting	0.982	0.982	0.982	0.982

표 15. 랜덤 포레스트 알고리즘으로 학습한 스쿼트 자세 분류 모델의 성능 지표 결과

스쿼트	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 15는 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 결과임
- 279개의 테스트 세트를 이용하여 데이터 분류를 진행한 결과, Accuracy는 0.99의 성능을 보이고 본 논문의 목적과 맞는 Weighted avg의 결과로 분류 지표를 해석하였을 때 Precision, Recall, F1-Score 모두 0.99의 성능을 보임

IV. 실험

3. 운동 자세 분류 모델 - 데드리프트

표 16. 머신러닝 알고리즘별 데드리프트 자세 분류 모델 성능 비교

데드리프트	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Logistic Regression	0.898	0.900	0.898	0.897
Ridge Classifier	0.874	0.882	0.874	0.873
Random Forest	0.947	0.949	0.947	0.942
Gradient Boosting	0.942	0.944	0.942	0.942

표 17. 랜덤 포레스트 알고리즘으로 학습한 데드리프트 자세 분류 모델의 성능 지표 결과

데드리프트	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 17은 데드리프트를 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 결과임
- 342개의 테스트 세트를 이용하여 데이터 분류를 진행한 결과, Accuracy는 0.95의 성능을 보이고 본 논문의 목적과 맞는 Weighted avg의 결과로 분류 지표를 해석하였을 때 Precision, Recall, F1-Score 모두 0.95의 성능을 보임

IV. 실험

4. 운동 자세별 피드백

표 6. 벤치프레스 수행 중 부적절한 자세에 대한 피드백

벤치프레스
허리가 과도하게 아치 자세 허리를 너무 아치 모양으로 만들지 말고, 자연스럽게 피하도록 노력하세요.
허리가 과도하게 아치 자세 골반을 조금 더 들어올리고 복부를 긴장시켜 허리를 평평하게 유지하세요.
바를 너무 넓게 잡은 자세 바를 너무 넓게 잡았습니다. 조금 더 좁게 잡으세요.
바를 너무 넓게 잡은 자세 바를 잡을 때 어깨 너비보다 약간만 넓게 잡는 것이 좋습니다.

표 7. 스쿼트 수행 중 부적절한 자세에 대한 피드백

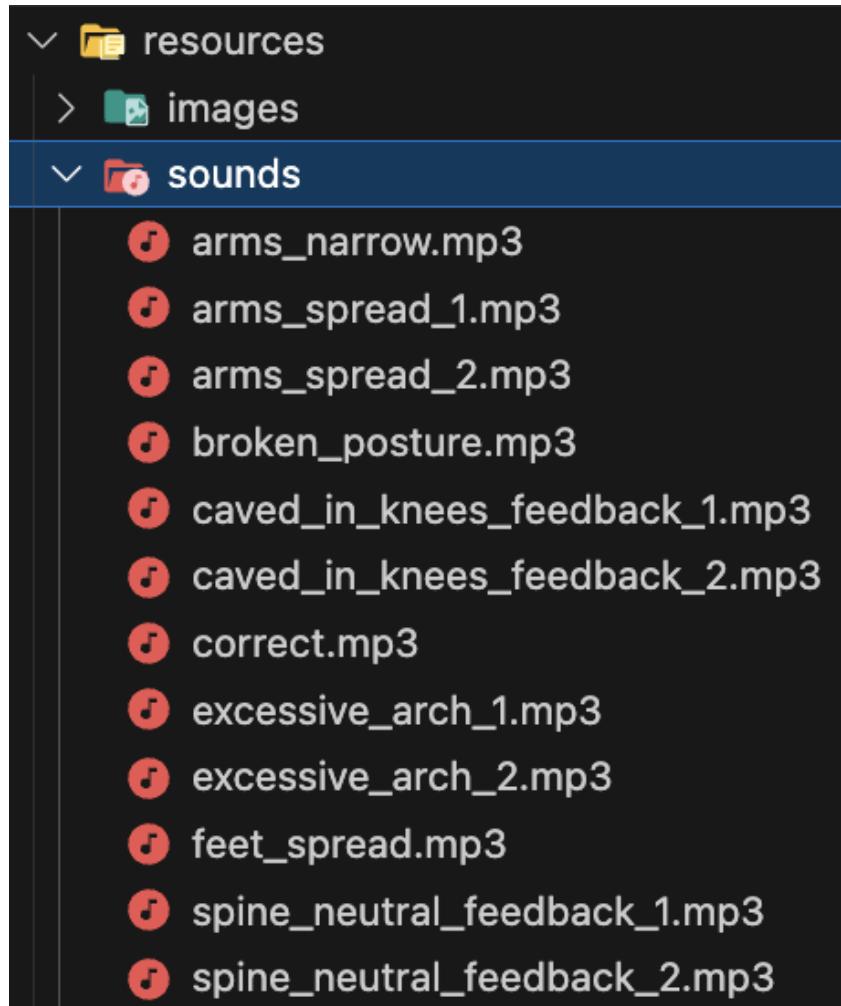
스쿼트
척추 중립이 아닌 자세 척추가 과도하게 굽지 않도록 노력하세요.
척추 중립이 아닌 자세 가슴을 들어올리고 어깨를 뒤로 넣으세요.
무릎이 움푹 들어간 자세 스쿼트를 할 때 무릎이 움푹 들어가지 않도록 주의하세요.
무릎이 움푹 들어간 자세 엉덩이를 뒤로 빼서 무릎과 발끝을 일직선으로 유지하세요.
발을 너무 넓게 벌린 자세 발을 좁혀 어깨 너비 정도로만 벌리세요.

표 5. 올바른 자세에 대한 피드백

벤치프레스, 스쿼트, 테드리프트
올바른 자세 올바른 자세로 운동을 수행하고 있습니다.

표 8. 테드리프트 수행 중 부적절한 자세에 대한 피드백

테드리프트
척추 중립이 아닌 자세 척추가 과도하게 굽지 않도록 노력하세요.
척추 중립이 아닌 자세 가슴을 들어올리고 어깨를 뒤로 넣으세요.
바를 너무 넓게 잡은 자세 바를 너무 넓게 잡았습니다. 조금 더 좁게 잡으세요.
바를 너무 넓게 잡은 자세 바를 잡을 때 어깨 너비보다 약간만 넓게 잡는 것이 좋습니다.
바를 너무 좁게 잡은 자세 바를 어깨 너비보다 조금 넓게 잡는 것이 좋습니다.



V. 결론

Conclusion



This Project's GitHub Code

V. 결론

- 본 논문에서는 MediaPipe의 자세 추정 기술을 이용하여 관절점을 추출하고 그 결괏값을 사용하여 머신러닝 모델을 구축하였음. 이를 OpenCV와 Streamlit을 활용하여 웹 브라우저 환경에서 사용자의 3대 운동 자세를 실시간으로 추적하고 학습시킨 모델을 기반으로 자세를 분류하며 잘못된 자세에 대해서는 음성으로 피드백을 제공함.
- MediaPipe는 GPU가 존재하지 않거나 사양이 낮은 모바일 기기라도 실시간 자세 추정이 가능함. 하지만 이 프레임워크는 단일 인물에 대해서만 자세 추정이 가능하다는 단점이 있는데 본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위해 YOLOv5를 활용하여 운동을 수행 중인 사람 객체 탐지 모델을 구현하여 실제 운동하는 사람 객체만 탐지하여 Pose Estimation의 정확성을 높였음.
- 본 논문에서 제안하는 YOLOv5 및 MediaPipe를 이용한 실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스는 단순히 정적인 이미지에 대해서 피드백하는 것이 아니라 실시간으로 운동 수행자의 움직임을 매 프레임마다 분석하며 사용자가 정확하게 운동을 진행하는지 확인하고 올바르지 않은 자세에 대해서 음성합성 기술(TTS)을 활용해 적절한 피드백을 제공한다는 점에서 웨이트 트레이닝을 안전하게 수행할 수 있도록 하는 데 기여할 수 있을 것으로 기대됨.
- 본 논문에서는 학습에 사용한 데이터 수가 적으며 머신러닝 기법인 랜덤 포레스트 알고리즘만을 활용하여 구현하였다는 한계점이 있음. 향후 연구로써, 실험자의 데이터뿐만 아니라 더 많은 데이터를 이용하고 딥러닝 모델을 이용하여 구현할 경우, 더욱 다양한 환경에서 높은 정확도로 자세 분류를 할 수 있을 것으로 예상함.

Demo Video

www.BANDICAM.COM

RUNNING... Stop Deploy :

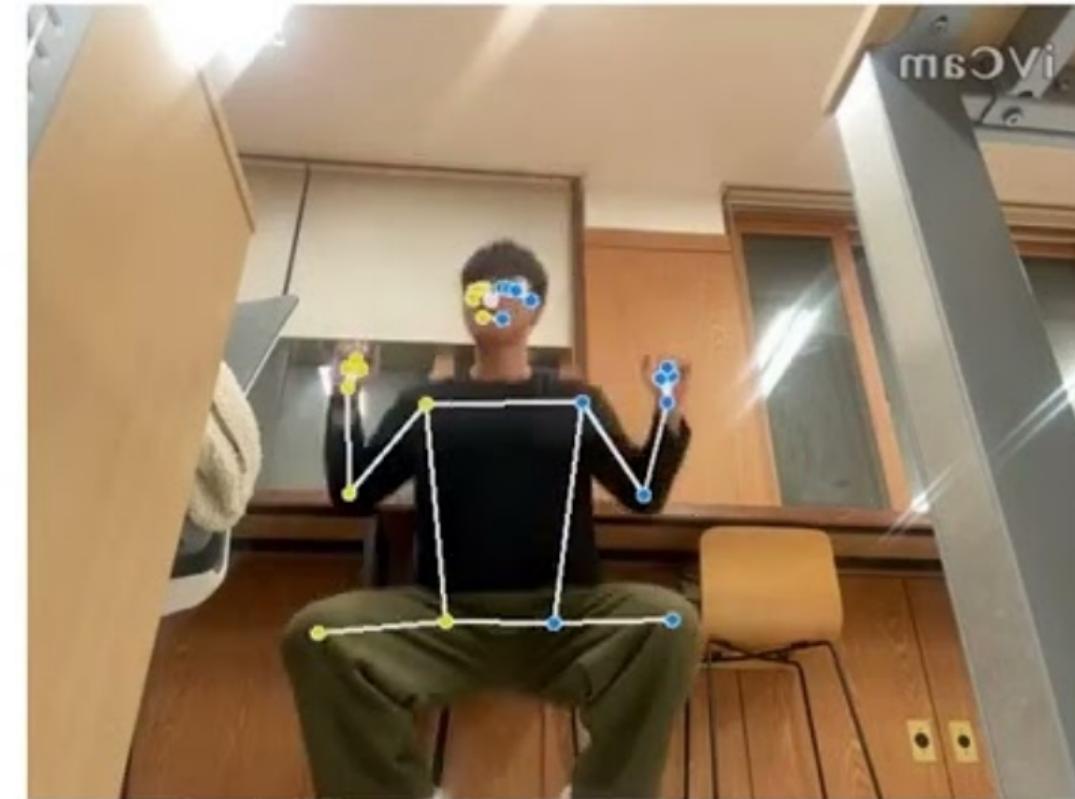
관절점 추적 신뢰도 임계값
0.60 0.70 1.00

현재 카운터: 4회

목 각도: 33.95°
왼쪽 어깨 각도: 32.30°
오른쪽 어깨 각도: 36.66°
왼쪽 팔꿈치 각도: 37.78°
오른쪽 팔꿈치 각도: 31.88°
왼쪽 엉덩이 각도: 61.76°
오른쪽 엉덩이 각도: 93.54°
왼쪽 무릎 각도: 68.38°
오른쪽 무릎 각도: 77.14°
왼쪽 발목 각도: 144.61°
오른쪽 발목 각도: 131.84°

실시간 3대 운동 AI 자세 교정 서비스

운동 선택
스쿼트



영명이를 뒤로 빼서 무릎과 발끝을 일직선으로 유지하세요.

올바른 자세로 운동을 수행하고 있습니다.

올바른 자세로 운동을 수행하고 있습니다.

Windows 정품 인증
[설정]으로 이동하여 Windows를 정품 인증합니다.

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

잘 지도해주신 박소현 교수님 감사합니다.
이 자리에서 긴 발표를 들어주신 분들도 감사합니다.

컴퓨터공학과 3학년 고영민



This Project's GitHub QR Code

2023.12.01