

# 당신의 밸런스를 맞춰드립니다

밸런스가 핵심이죠  
(장성현, 최민석, 이지평)

# INDEX

## 서론 및 문제정의

- 주제선정배경
- 목적
- 기존연구
- 문제정의

## 우리의 제안

- 후처리
- 파이프라인
- 추가적 연구방향  
제시

## 모델 구현

- 데이터셋
- 전처리
- 학습

## Reference

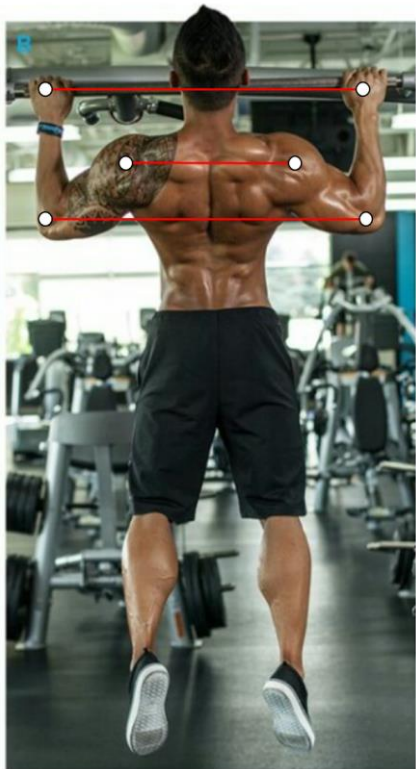
- 참고자료

# 주제선정배경

- 잘못된 자세로 인한 **부상** + 인체 부하
- 매우 비싼 PT **비용**
- 헬스인들에게 좌우밸런스는 중요한 요소 중 하나



# 목적



keypoint detection을 통해  
밸런스 측정 예시



1. 헬스를 하며 어느 정도 자세를 숙지하는 사람들을 대상으로 운동의 보조적측면에서 좌우 밸런스를 측정하여 적정범위 내인지 밖인지 판독한다.

2. 위와 같은 프로세스를 통해서 본인이 혼자라면 쉽게 알 수 없는 자세의 흔들림을 교정하여 부상을 사전에 방지할 수 있고, 고액의 PT 비용 없이도 밸런스 잡힌 운동을 하는 것을 목표로 하고 있다.

# 기존연구 - 1

Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers Vol.57, No.6, June 2020  
https://doi.org/10.15277/jiee.2020.57.6.64  
ISSN 2287-325X(Print) / ISSN 2288-158X(Online)

논문 2020-57-6-6

## 인공지능 기반의 스마트 헬스케어 운동관리를 위한 애플리케이션 구현

(Implementation of Application for Smart Healthcare Exercise  
Management Based on Artificial Intelligence)

하 태 윤\*, 이 후 진\*\*

(Taeyoung Ha and Hoojin Lee\*)

요 약

스마트폰을 활용하여 개인의 건강을 실시간 관리하는 트렌드의 확산과 더불어 헬스케어 관련 디바이스가 많은 관심을 받고 있지만, 현재는 사용자 피트니스 코멘트나 피트니스 점을 통한 양자 피라미드형에 많이 의존하고 있다. 본 연구에서는 인공지능(Artificial Intelligence : AI) 알고리즘인 Convolutional Neural Network(CNN) 도입된 PoseNet을 활용하여 자세 추궁 작업을 하고 이를 통한 인체 체지방 분석을 통해 인체 체지방률로 신체지수를 구형화해, 그 결과를 선진화된 메타볼릭(Metabolic Equivalent of Task, MET)로 환산하여 보여주는 스마트 헬스케어 운동관리 시스템을 제품화하여 선보이고자 한다. 특히, PoseNet은 가짜 이미지 처리되는 디바이스가 다양한 인체 이미지를 처리하는 처리속도를 통해 실시간 자세 추궁을 통한 인체 분석으로 MET를 활용한 사용자의 운동 강도의 스포츠를 파악하는 도구로서 효과적이며, 헬스케어 플랫폼의 많은 기능 중 스마트 헬스케어 서비스를 개발하고자 하는 목적에 알맞은 모델이라 그 활용성이 매우 큰 것으로 판단된다.

### Abstract

With the spread of the trend of real-time management of personal health using smartphones, and healthcare-related devices are receiving a lot of attention, users are now relying heavily on following the instructor through video content or fitness apps. In this study, the Artificial Intelligence(AI) Convolutional Neural Network(CNN) model PoseNet, is used to learn pose estimation, analyze human coordinates through this, and implement display as part of the motion. We intend to convert the value into the Metabolic Equivalent of Task(MET) and it is also intended to be implemented as a smart healthcare exercise management system application. In particular, PoseNet is effective as a method for determining the calorie consumption of a user's exercise using MET for the motion analysis of real-time pose estimation through a lexicon, wherever and whenever a device with a camera function is supported. Thus, PoseNet can be considered to be very useful, since it is a model that satisfies the purpose of developing smart healthcare services.

Keywords : AI, Deep Learning, PoseNet, Fitness, Healthcare

### 1. 서 론

최근 일반인의 건강에 대한 관심의 지속적인 증가는 모바일 헬스케어와 그와 관련된 콘텐츠산업의 관심 증가

\* 학생회원, \*\* 경영회원, 한성대학교 스마트융합인턴십학과  
(Department of Smart Convergence Consulting, Hansung University)

Corresponding Author(E-mail : hlee@hansung.ac.kr)

본 연구는 한성대학교 교내학술연구에 지원하였다.

Received : March 25, 2020

Revised : April 13, 2020

Accepted : April 22, 2020

로 나타나고 있다. 이는 스마트폰 등의 모바일 디바이스를 활용하여 개인의 건강상태를 실시간으로 확인할 수 있는 콘텐츠에 대한 관심 증가로 이어지고 있으나, 관련 기술의 발전과 시장에서의 수용성 측면에서는 초기 시장 진입 단계도 지속적인 기술개발과 콘텐츠의 개발 및 확산이 요구되어지고 있는 상황이다. 따라서 이러한 요구 사항을 보다 효율적으로 해결하고자 하는 수단으로 인공지능(Artificial Intelligence : AI) 딥러닝(Deep Learning : DL) 기술을 적용한 객체 인식 및 학습 알고리즘을 활용함으로써 가시적인 성과를 보이고 있다.

## <인공지능 기반의 스마트 헬스케어 운동관리를 위한 어플리케이션 구현>





### ㄱ. PoseNet을 통한 단일 Pose Estimation

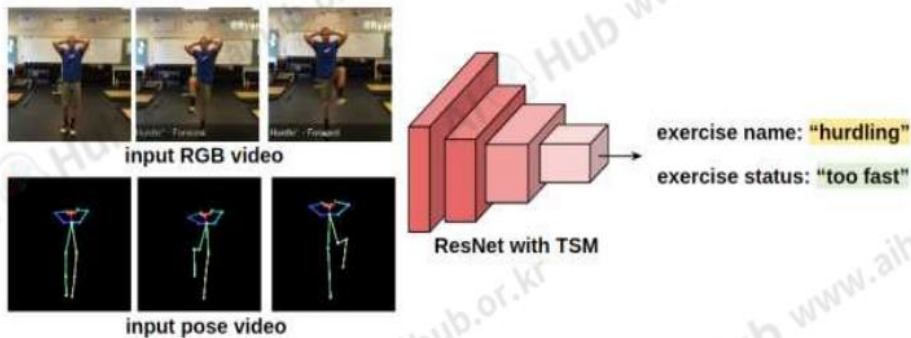
### ㄴ. 운동의 강도와 운동량을 측정

### ㄷ. 모바일로 이식가능한 구조

➔ 하지만 PoseNet은 기본적으로 bottom-up 방식, 우리 task는  
성능적인 면을 강조해야 함, 정확도 측면에서 부족한 모습을 보임

인공지능 데이터 구축·활용 가이드라인 2021 v1.0

한글지는 데이터 구축	· 자료 송출 / · 원격제어에 수직	
	태양의 정제/가공/유출	
	AI로봇 개발	
가이드라인 작성	음용서비스 개발	
	솔루션프로그래밍	이대형
	솔루션프로그래밍	최민호
가이드라인 버전	서울대학교	윤종식
	연희빌딩	김태남
	버전 1.0 / 2020년 10월 13일	



[그림 1. 인공지능 모델의 개요도]

## 〈AI hub 피트니스 자세 이미지 데이터 구축·활용 가이드라인〉

- ㄱ. 운동종목별 상세 운동상태 정의
- ㄴ. input으로 비디오 데이터와 keypoint 데이터 사용
- ㄷ. ResNet + TSM모델 사용, output으로 운동종목 및 운동수행정도 측정
- 같은 데이터를 사용하지만, 사용목적과 target이 다름

# 기존연구 정리

- 기존연구 1

PoseNet을 통한 Pose Estimation은 bottom-up이므로 상대적으로 정확도 측면의 문제가 있음

→ bottom-up이 아닌 top-down 방식을 적용하여 정확도 향상

- 기존연구 2

같은 데이터셋을 사용하지만 target이 다름. target 값을 Re-labeling하여 사용하는 방법 고려.

→ Re-labeling에 소요되는 시간과 비용의 한계

→ 좌우밸런스 여부를 판단하는 custom function으로 좌우밸런스 판단하기로 결정

# 문제 정의

최종 목표 : 다양한 동작들에서 좋은 동작(좌우밸런스가 맞는 동작)과 좋지 않은 동작을 구분해야 함

1) 정면이 아닌 비스듬한 각도에서 찍은 영상 각도 조정

2) 좌우 밸런스가 맞는다는 것에 대한 수학적 정의



# 데이터셋

- AI Hub의 피트니스 자세 이미지 데이터
- 동작 : 30종의 동작(5개의 운동상태)
- 수집피사체 : 성별, 체형, 키 등 다양한 형태
- 촬영 Clip : 200,000 Clip  
(5개 Multiview로 40,000 Clip수집)
- 기본정보 : COCO 17 Skeleton keypoint
- 주요 특징 : 정자세, 오류자세를 구분하여 취득
- 라벨링 : 정자세, 오류자세 여부

대표도면

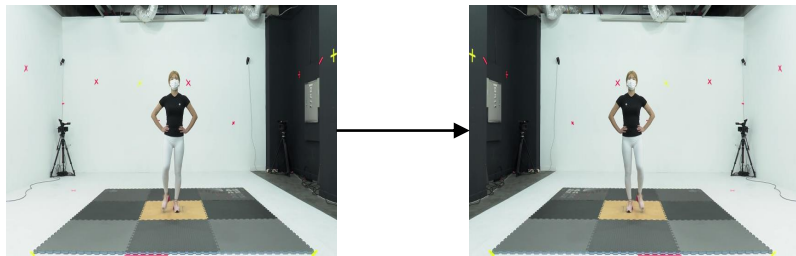


<데이터 구축 도면>



# 전처리

- 객체가 화면 중간에 위치하도록 처리  
(발이 보이도록)  
→ 발이 보여야 각도측정이 가능함



〈Random flip〉

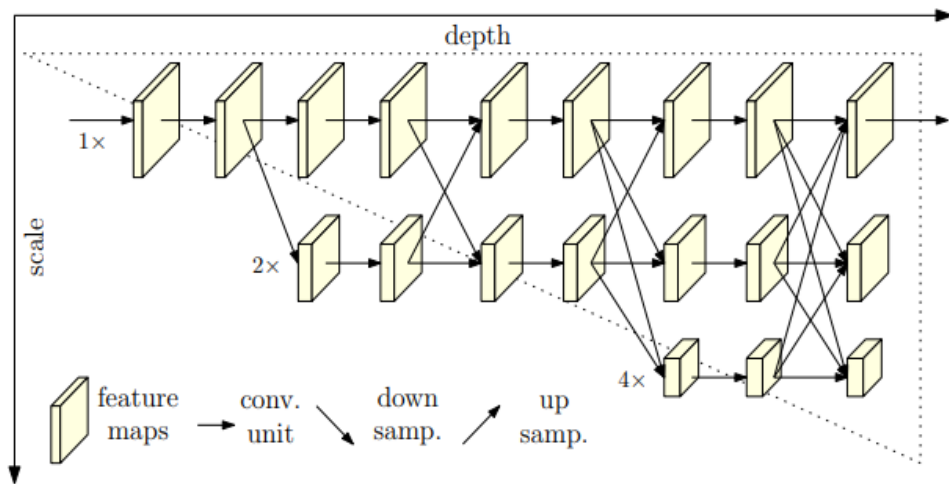
- Data Augmentation  
→ 배경제거 및 Random flip  
(좌우, 실제에서는 상하반전이 현실에 있을 가능성 x)



〈배경 제거〉

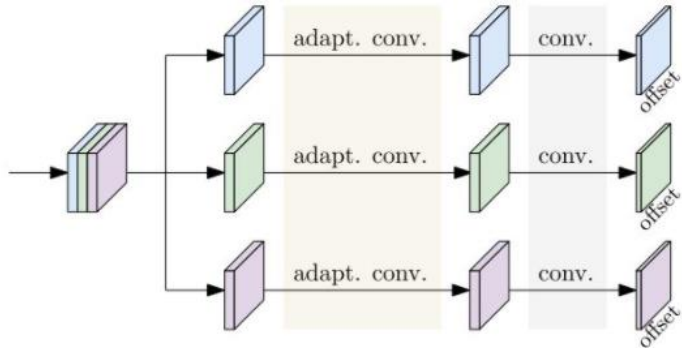
# 학습

- backbone model : HRNet
- Loss function : OKS(Object Keypoint Similarity)



# 학습

- 성능을 높이기 위한 방법 : DEKR(Disentangled Keypoint Regression)
- 서로 다른 keypoint를 회귀하기 위한 representation을 분리하여 각 representation이 해당 keypoint 영역에 집중하도록 하는 방법



# 후처리

## 비스듬한 각도에서 찍힌 영상 각도 조절 관련

- 모델링을 통해 키포인트들 중 양발 좌표를 이은 직선의 기울기를 구하고 그것을 기준축(default)으로 설정
- 그 기울기와 다른 관절들의 기울기를 비교하며 수평여부 확인 및 각도 조정

# 후처리

## 발 기준으로 밸런스를 계산하는 운동 사전

(FOOT\_LABEL\_EXERCISE) =

{덤벨 체스트 플라이 : [어깨 ,팔꿈치 ,손목],

덤벨 인클라인 : [어깨 ,팔꿈치 ,손목],

체스트 플라이 : [어깨 ,팔꿈치 ,손목],

바벨 로우 : [팔꿈치 ,손목] ,

랫풀 다운 : [손, 어깨 ,팔꿈치],

프런트레이즈 : [어깨, 팔꿈치 ,손목] ,

업라이트로우 : [어깨 ,팔꿈치 ,손목],

오버 헤드 프레스 : [어깨 ,팔꿈치 ,손목],

사이드 레터럴 레이즈 : [어깨 ,팔꿈치 ,손목],

바벨 스프 데드리프트 : [골반 ,무릎 ,손목],

바벨 데드리프트 : [골반 ,무릎 ,손목],

바벨 스쿼드 : [골반 ,무릎 ,손목],

바벨 런지 : [골반 ,손목]}

## 손 기준으로 밸런스를 계산하는 운동사전

(HAND\_LABEL\_EXERCISE) =

{딥스 : [어깨 ,팔꿈치]

풀업 : [어깨 ,팔꿈치] }

# 후처리

## 좌우밸런스를 어떻게 정의할지에 대한 Balance Function 정의

- Balance Function : 모델을 통해 도출된 keypoint를 통해 custom-function 생성
- 기준선 : 양발의 keypoint를 이은 선 / 손을 기준으로 하는 운동은 양손의 keypoint를 이은 선
- 오차범위 :  $0 \sim 5^\circ$
- 과정
  1. 운동종목별 밸런스 계산 신체부위의 좌표값을 output에서 뽑음
  2. 신체부위 별 뽑은 점을 각각 이은 선을 만들어 기울기 값을 구함
  3. 기준선(발 or 손)과 나머지 신체부위 선 내적 / (기준선 길이 \* 나머지 신체부위 길이)  $\rightarrow \cos\theta$
  4.  $\cos\theta$ 을 통해  $\theta$ 값을 추출하여 Print
  5. 또한 오차범위를 정하여 밸런스 정도 표시(Great, Good, Weak, Bad, Terrible)

# 후처리

## 밸런스 정도 예시

ex) 폴업[밸런스 계산 신체부위 : 손(기준선), 어깨, 팔꿈치]:

- 1) 기준선의 기울기와 두 선의 기울기가 같을 경우  
손 기울기 = 팔꿈치 기울기 = 어깨 기울기 : 밸런스가 잘 맞는 자세 → Great!
- 2) 기준선의 기울기와 같고 다른 선이 하나씩일 경우  
손 기울기 = 어깨 기울기 < 팔꿈치 기울기 : 왼쪽 팔꿈치가 높은 자세  
오차범위 이내 → Good, 오차범위 초과 → Weak
- 3) 기준선 외 두 직선이 같은 방향(+ or -)으로 기울기 다름  
손 기울기 < 어깨 기울기, 팔꿈치 기울기 : 왼쪽 어깨, 팔꿈치 상승한 자세  
오차범위 이내 → Weak, 오차범위 초과 → Bad
- 4) 기준선 외 두 직선이 다른 방향(+ or -)으로 기울기 다름  
어깨 기울기 < 손 기울기 < 팔꿈치 기울기 : 오른쪽 어깨 상승, 왼쪽 팔꿈치 상승한 자세  
오차범위 이내 → Bad, 오차범위 초과 → Terrible



# 후처리

Example)

1. 운동종목별 밸런스 계산 신체부위의 좌표값을 output에서 뽑음

2. 신체부위 별 뽑은 점을 각각 이은 선을 만들어 기울기 값을 구함



# 후처리

Example)

## 3. 기준선(발 or 손)과 나머지 신체부위 선 내적

(기준선 길이 \* 나머지 신체부위 길이)  $\rightarrow \cos\theta$

이 때  $\cos\theta$  값이 양의 값인지 음의 값인지 파악하여 기울어진 방향을 본다!

Ex)  $\cos\theta = -(1/2)$  --  $\theta = 120^\circ \rightarrow$  음의 방향으로 기울어짐

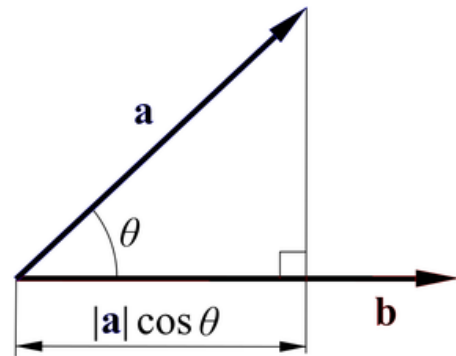
## 4. $\cos\theta$ 을 통해 $\theta$ 값을 추출하여 각도 Print

이 때  $\theta$  값이  $90^\circ$  이상일 경우  $180^\circ - \theta$  를 추출!

Ex)  $\cos\theta = -(1/2)$  --  $\theta = 120^\circ \rightarrow \theta$ 를  $180-120=60^\circ$ 로 지정

## 5. 기울어진 방향과 오차범위( $0 \sim 5^\circ$ )기준 기울어진 정도를 통해 밸런스 정도 표시(Great, Good, Weak, Bad, Terrible)

어깨는 발의 기울기와 같고  
손은 발의 기울기와 다른 경우이다.  
또한 오차범위 내 차이이다  $\rightarrow$  Good!

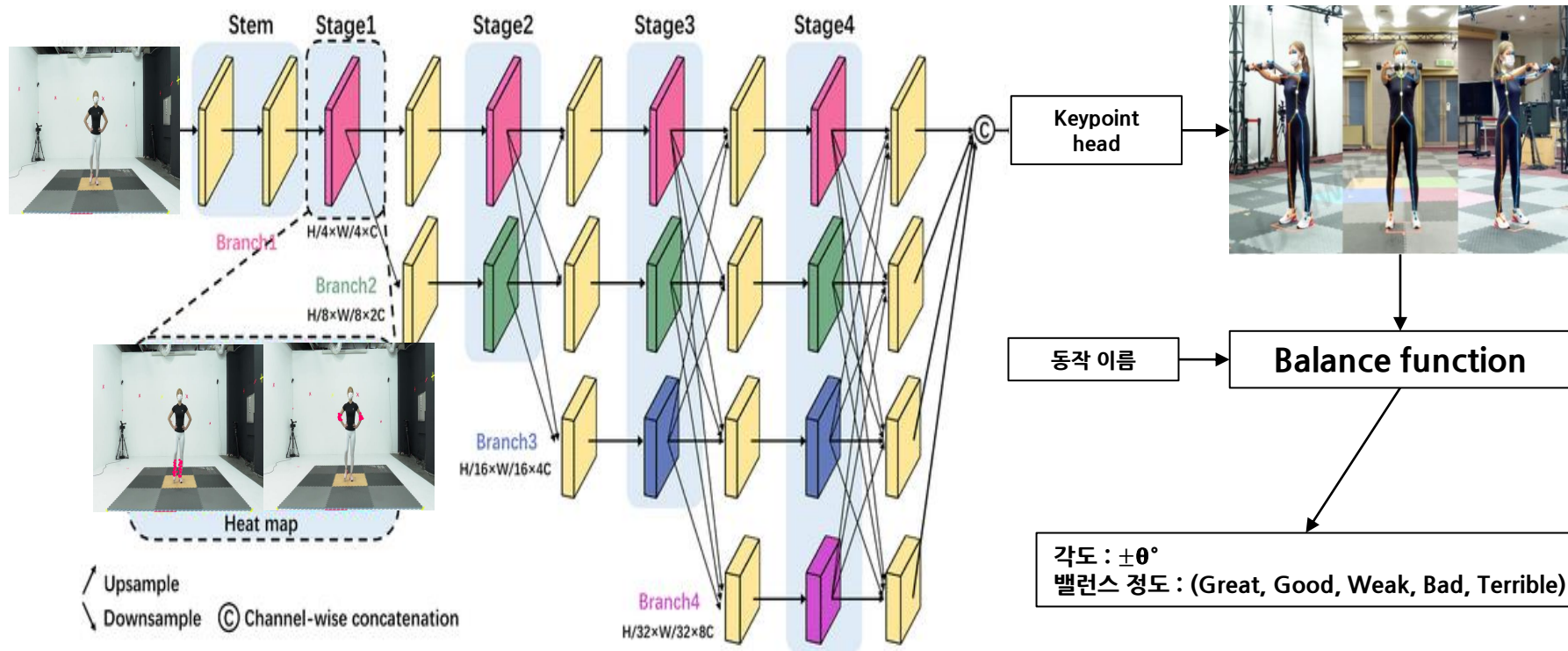


$$\vec{a} \cdot \vec{b} = |\vec{a}| |\vec{b}| \cos \theta$$

ex) 발과 손 각도 차이  $\rightarrow 3^\circ$

ex) 발과 어깨 각도 차이  $\rightarrow 0^\circ$

# 파이프라인



# 기여점 및 추가적 연구방향 제시

## 기여점

- 사람의 운동 이미지를 input으로 그 운동이 좌우밸런스가 맞게 행하고 있는 것인지 파악 가능한 모델 생성함

## 추가적 연구방향 제시

- 각도조정 후처리 관련 양 발(양손)을 수평의 기준으로 사용하지 못하는 경우에 관해 각도 조절방안을 생각해봐야함
- 현재는 양 발의 직선과 양 무릎의 직선을 보는 형태  
→ 발과 무릎을 이은 직선을 생성하여 기준선(양 발을 이은 선)과 직교하는지 파악하는 기능 추가
- 밸런스 뿐만 아니라 운동자세 정확도까지 파악하여 송출하는 기능 추가

# 참고자료

- 선행조사1 : [http://journal.auric.kr/AURIC\\_OPEN\\_temp/RDOC/ieie01/ieien\\_202006\\_013.pdf](http://journal.auric.kr/AURIC_OPEN_temp/RDOC/ieie01/ieien_202006_013.pdf)
- 선행조사2, dataset 관련 : <https://aihub.or.kr/aidata/8051>
- HRNet 관련(논문, 논문요약, github)
  1. <https://arxiv.org/pdf/1902.09212.pdf>
  2. <https://velog.io/@hanovator/Deep-High-Resolution-Representation-Learning-for-Human-Pose-Estimation>
  3. <https://github.com/HRNet/HRNet-Human-Pose-Estimation>
- DEKR 관련(논문, 논문요약, github)
  1. <https://arxiv.org/abs/2104.02300.pdf>
  2. <https://eehoeskrap.tistory.com/565>
  3. <https://github.com/HRNet/DEKR>

**감사합니다**