

# 객체 감지 데이터 셋 기반 인체 자세 인식시스템 연구

유암\* · 리라이춘\* · 루징취엔\* · 쉬멍\* · 정양권\*\*

## Research on Human Posture Recognition System Based on The Object Detection Dataset

Liu Yan\* · Li Lai-Cun\* · Lu Jing-Xuan\* · Xu Meng\* · Yang-Kwon Jeong\*\*

### 요약

컴퓨터 비전 연구에서 2차원 인체 자세는 매우 광범위한 연구 방향으로 특히 자세 추적과 행동 인식에서 유의미한 분야다. 인체 자세 표적 획득은 이미지에서 인체 목표를 정확히 찾는 방법을 연구하는 것이 핵심이며 인체 자세 인식은 인공지능(AI)에 적용하는 한편 일상생활에 활용되고 있어서 매우 중요한 연구의의가 있다. 인체 자세 인식 효과의 우수성의 기준은 인식 과정의 성공률과 정확도에 의해 결정된다. 본 연구의 인체 자세 인식에서는 딥러닝 전용 데이터셋인 MS COCO를 기반하여 인체를 17개의 키 포인트로 구분하였다. 다음으로 주요 특징에 대한 세분화 마스크(segmentation mask) 방법을 사용하여 인식률을 개선하였다. 최종적으로 신경망 모델을 설계하고 간단한 단계별 학습부터 효율적인 학습에 이르기까지 많은 수의 표본을 학습시키는 알고리즘을 제안하여 정확도를 향상할 수 있었다.

### ABSTRACT

In computer vision research, the two-dimensional human pose is a very extensive research direction, especially in pose tracking and behavior recognition, which has very important research significance. The acquisition of human pose targets, which is essentially the study of how to accurately identify human targets from pictures, is of great research significance and has been a hot research topic of great interest in recent years. Human pose recognition is used in artificial intelligence on the one hand and in daily life on the other. The excellent effect of pose recognition is mainly determined by the success rate and the accuracy of the recognition process, so it reflects the importance of human pose recognition in terms of recognition rate. In this human body gesture recognition, the human body is divided into 17 key points for labeling. Not only that but also the key points are segmented to ensure the accuracy of the labeling information. In the recognition design, use the comprehensive data set MS COCO for deep learning to design a neural network model to train a large number of samples, from simple step-by-step to efficient training, so that a good accuracy rate can be obtained.

### 키워드

Pose tracking, Human pose recognition, Neural network model, COCO data set  
표적 감지, 자세 인식, 합성곱 신경망, COCO 데이터 셋

\* 동신대학교(jovial@nate.com, jacquesliu@126.com, 4563319@qq.com, 81262657@qq.com, 3066567@qq.com) • Received : Jan. 05, 2022, Revised : Jan. 26, 2022, Accepted : Feb. 17, 2022  
• Corresponding Author : Yang-Kwon Jeong

\*\* 교신저자 : 동신대학교 컴퓨터학과

Dept. Computer, Dongshin University,  
Email : jovial@nate.com

• 접수일 : 2022. 01. 05  
• 수정완료일 : 2022. 01. 26  
• 게재확정일 : 2022. 02. 17

## I. 서 론

최근 2차원 환경에서 인체 자세를 인식하는 컴퓨터 시각 응용 분야는 중요한 연구 분야로 대두되고 있다. 특히, 비전의 추적 및 행동 인식은 응용 분야가 매우 방대하며 비전과 연구 가치가 매우 높다. 2차원 인체 자세는 아무런 표시나 장비 부착이 없이 매우 자연스러운 인간과 컴퓨터와의 상호작용이며 이미지 수집을 통해 인물의 특정 행동을 바로 추정할 수 있다[1-2].

예를 들어 게임 체험 과정에서 인체의 이미지를 수집하여 카메라 앞에서 어떤 행동을 하여 캐릭터를 조종하는 엔터테인먼트 체험을 하는데 응용할 수 있으며, 생산 공정에도 응용할 수 있고, 그 특유의 비접촉 특성을 이용하면, 위험 작업 영역에서 발생할 수 있는 위험 요소들을 사전방지할 수 있는 효과를 얻을 수 있다. 지능형 감시 측면에서는 독거노인의 안전을 도모하기 위해 집에 있는 노인의 영상을 채취할 수 있는 카메라를 갖추어 원격지에 있는 가족들의 도움을 받을 수 있도록 할 수 있다. 나이 든 부모님이 넘어지거나 비정상적으로 동작하는 모습을 보일 때 적시에 자리에 없는 가족에게 경고 메시지를 보낼 수 있는 시스템에 적용할 수 있다. 또 다른 활용 면에서 공장에서 중요한 설비 위치에 카메라를 설치하여 사용하는 경우 가동 시 작업자의 이상 행동을 감지하거나 사고가 있으면 설비의 위험 요소를 줄일 수 있도록 작업자들을 보호하는 역할을 할 수 있다. 현대의학에서 인체 자세 인식은 원격수술의 분야에서도 매우 중요한 역할을 할 수 있다.

2차원 인체 자세에 관한 추정의 연구 방법은 초기 전통에 기초한 이미지 구조의 모델링 방법과 현재 주류인 딥러닝에 기초한 방법으로 구분할 수 있다.

전통적인 인체 자세 방법은 그래프 모델을 통해 인체 자세 구조를 구축하는데 자세와 운동 역학 등의 두 가지 이론 하에 인체 자세 모델을 최적화할 수 있지만, 여전히 다음과 같은 어려움이 있다. 첫 번째로, 특징점을 표출하는 방법에 따라 샘플의 구체적인 상황에 근거하여 자세 선택의 정보를 얻는데, 스케일 기반 측정 표출 자와 방향각도 기반 표출 자의 두 가지 유형의 특징점 표출 자로 분류된다. 그러나 특징점을 기반하는 방법에서는 가림막, 시각, 외관의 영향을 받기 쉽다는 단점이 있다. 두 번째로, 인체의 다양한 구

조적 복잡도로 인하여 정확한 정보 추출에 한계가 있다는 것이다. 인간의 자세가 너무 복잡한 경우 유사한 샘플들을 그래프 구조로 최적화하여 다수개의 솔루션셋을 도출하여 적용하는 방식으로 추정 결과를 향상하는 방법으로 해결하는 예도 있다[3].

전통적인 방법이 아닌 딥러닝 방법으로는 인체 자세 추정 알고리즘은 CNN( Convolution neural network)을 통해 인체의 각 특징점의 유형과 위치를 추정한 다음 지정된 알고리즘에 따라 특징점들을 연관을 지어 2차원 인체의 목표물을 얻는 방식으로 자세 추정 결과물을 얻는 방식이다. 각 특징점과 주변 국부특징 간의 관계, 특징점들 간의 공간적 구속 관계, 인체 자세 구조 관계를 기반으로 표준 인체 골격 기반 모델(Skeleton based model) 을 제시한다. 인체 특징점들에 대한 후속 표기 지침은 기본적으로 이 모델들을 기반으로 합리적인 추가 및 삭제가 이루어지고 있다[2].

현재뿐만 아니라 미래에도 딥러닝 연구가 반영된 인공지능 분야 연구가 진행 중인 만큼 기존의 간단한 자세를 합리적으로 확장하고 보다 심층적인 연구를 진행하는 것이 인체 자세 인식 연구에서 중요한 연구 방향이 되었다. 또한 정보기술(IT)을 적용할 경우 시각 처리를 보다 효율적으로 할 수 있고, 더 복잡한 동작을 묘사하고 인식할 수 있는 고도화로 미래 산업 발전을 예측할 수 있을 것이다.

따라서 본 연구에서는 주어진 이미지에서 목표로 하는 대상 인체를 정확하게 인식해 인체의 자세 추정을 얻을 수 있는지를 연구하는 것으로 자세 추정 연구 분야의 중요한 부분이며, 자세 인식은 인공지능의 발전뿐 아니라 일상생활에서도 매우 중요한 의미가 있다. 인체 자세 인식의 정확도와 성공률은 인체 자세 인식시스템의 성능에 결정적인 역할을 하므로 인식률이 높은 인체 자세 인식 알고리즘에 관한 연구가 필요하다[5].

## II. 관련연구

선진국을 중심으로 인체의 자세 인식 기술 연구가 활발하게 진행되고 있으며, 중국을 비롯한 일본, 한국 등 많은 나라에서도 관심을 가지고 연구를 수행하고 있다. 인체 자세 인식 기술의

시초는 골격의 특성을 통한 성별 감별이 가능하다는 사실이 밝혀진 1970년대부터라고 추론할 수 있겠다. 이런 전통적인 인체 자세 인식 기술은 인체 특징에 대한 추출, 인체에 대한 스캐닝 단계에서 인체의 효과적인 특징을 추출한 후, 최적의 분류 알고리즘을 응용하면 비교적 양호한 인식 결과를 얻을 수는 있지만, 전반적으로 보면 정확도가 높지는 않았었다.

2014년 알렉산더(Alexander Toshev)와 크리스천(Christian Szeged)의 문헌 딥포스(deep pose)에서 CNN 기법으로 인체 자세 추정 문제를 최초로 제기했는데, 자세 예측을 회귀 문제로 설정하고, 신경망을 기반으로 구현하였다. 이 방법은 테이블구조나, 검출기 등을 갖추지 않아도 될 정도로 쉽게 구현할 수 있고, 기존 방법보다 정확성도 크게 향상됐다. 딥포스는 인체 자세 추정 연구가 전통적인 방법에서 딥러닝 방법으로 전환되기 시작한 이정표가 되었다[6].

최근 몇 년 사이 CNN을 기반으로 한 인체 자세 인식 기술이 빠르게 발전하고 있는데, 2017년에 파판드류(Papandreou) 등이 제안한 G-RMI 방법이 있다. 이것은 Faster R-CNN을 사용하여 목표물을 포함한 경계 프레임의 위치와 크기를 예측한 다음, ResNet을 사용하여 각 특징점들이 등록된 위치 맵에 있는 지점 간의 트루 값 위치로 이동하는 오프셋 값을 예측하는 방식이다. 최종 출력 대상의 경우, 인체의 특징점들의 정확성을 보장하기 위하여 특징점들이 등록된 위치 맵의 오프셋 합수를 이용하는 방법을 근간하는데 이 역시 오프셋 값을 이용하여 특징점들의 위치를 구하는 방식이다[7]. 2018년에는 특징점들이 사라지거나, 다른 객체에 의한 가려짐, 또는 복잡한 배경과 같은 관련 문제에 대해 첸(Chen) 등은 이 문제를 해결하기 위해 CPN( Cascaded Pyramid Network)을 활용하였다. 이 네트워크는 글로벌 넷(GlobalNet)과 리파인넷(RefineNet) 두 부분을 포함하고 있다. 글로벌 넷은 ResNet을 주 네트워크로 하는 특징들의 피라미드 네트워크로, 다른 네트워크에 비해 눈, 코 등의 주요 포인트를 쉽게 감지할 수 있다. 그러나 파손 또는 배경으로 가려졌을 때 특징점들을 식별하는데 한계성을 극복하지 못하고 있다. 제정의 넷은 글로벌 넷에서 획득한 모든 레벨의 특징점들을 표시하여 집적하고 의사(擬寫) 특징점들은 온라인 애로 포인트 마이닝(Online Hard Keypoint Mining) 기술을 사용하여 "

애로" 키 포인트를 처리한다[8]. 2019년에는 HRNet 기반의 연구 방법이 제시된 것은 새로운 1인용 자세 추정 방법이 제시되었다. HRNet은 실제로 서로 다른 해상도의 서브넷을 여러 개 연결하여 구축한 것이며 서브넷의 해상도는 높은 것에서 낮은 것까지 배열되어 있어 하나의 네트워크가 다른 네트워크로 넘어가는 과정에서 해상도는 줄어든다. 해상도의 깊이는 네트워크 왼쪽에서 오른쪽으로 확장하는 단계와 해상도의 고저에 따라서 높아지고 낮아지고 식의 융합 과정을 통하여 해상도를 조정할 수 있다[9]. 또한, 인체의 골관절 예측 결과에 따라 정확성이 자세 추정의 정확도에 상당 부분 영향을 미칠 수 있다는 점을 고려해 생성적 대비 네트워크(GAN)로 인체 자세 추정의 정밀도를 높일 수 있다는 연구 사례도 있다. GAN은 국소적인 인체 관절만 추출하는 원리이지만 GAN 프레임 속의 메커니즘을 이용해 광의의 인체 관절 의존 관계를 학습함으로써 인체 관절 예측의 정확성을 높일 수 있다는 결론을 도출하기도 하였다[8]. 2019년에는 자세 인식과 인간 기기의 상호작용에 대해 탕(Tang B), 환크(FanQ) 등이 인체 구조에 기반한 자세 추정 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘의 특징은 다양하고 많은 기본적인 동작을 빠르고 정확하게 인식하여 로봇이 실시간으로 인체의 움직임에 따라 간단한 운동을 할 수 있도록 하는 기술이기도 하다 [10-13].

이상으로, CNN 이론에 기초한 인체 자세 인식 기술이 일상생활은 물론 인공지능(AI) 분야에서도 대체 불가능한 중요한 역할을 할 수밖에 없다는 결론이다. 또한, 딥러닝에 기초한 인체 자세 추정 방법은 근본적으로 훈련신경망을 통해 입력된 이미지 속의 결 특징과 의미의 특징 등을 얻어 인체의 각 관절 점의 좌표를 추정해내는 것이다. 기존의 측정 방법과 비교해 딥러닝에 기반한 방법은 복잡한 네트워크 구조를 구축하고 훈련 효과를 위해 대량의 데이터 표기가 필요하다는 것도 인지할 수 있다. 현재 인체 자세 추정에 사용되는 데이터 집합은 표 1과 같다.

표 1. 인체 자세 상용 데이터 셋

Table 1. Human position commercial data set

DATASET	key point	number of samples(k)
MPII	16	25
MS COCO	17	>300
PoseTrack	15	>20

### III. 시스템 제안 및 구현

본 연구에서는 CNN을 사용하는 방법으로 MS COCO 표적 검출 데이터 셋에 기반한 기존 모델의 인체 자세 인식 방법을 적용하였다. MS COCO 데이터 셋에서 인체의 17개 키 포인트에 대해 표시를 하였으며, 각각 왼쪽 눈, 오른쪽 눈, 코, 왼쪽 귀, 오른쪽 귀, 왼쪽 어깨, 오른쪽 어깨, 왼쪽 팔꿈치, 오른쪽 팔꿈치, 왼쪽 손목, 오른쪽 손목, 왼쪽 엉덩이, 오른쪽 무릎, 오른쪽 무릎, 왼쪽 발목, 오른쪽 발목. MS COCO 데이터 셋 인체의 키 포인트 안내도는 <그림 1>과 같다.

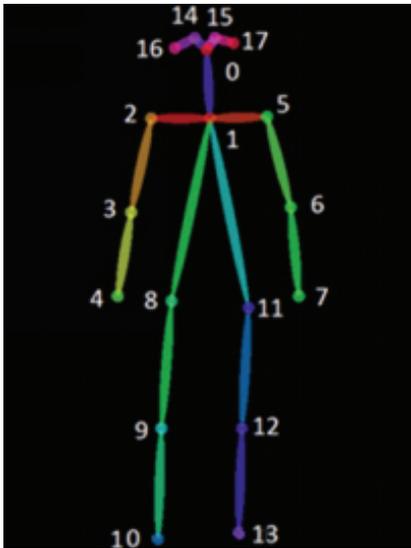
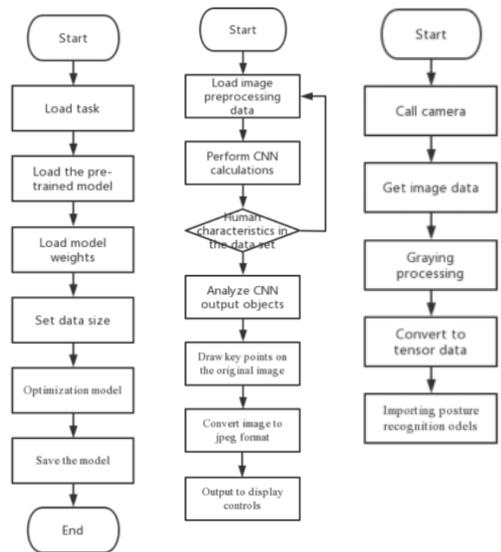


그림 1. 키 포인트 분포

Fig. 1 The distribution of key points

본 설계는 CSI 카메라를 이용하여 이미지를 획득하거나, 동영상 스트리밍을 채취한 후, 이미지 프레임

을 캡처하여 그레이스케일로 전환하는 전처리 단계를 수행하였다. 또한, 본 연구에서는 Torchvision 라이브러리를 이용하여 이미지 데이터를 증강하고, 색상, 모양, 크기, 공간 위치 등을 포함하여, 그레이스케일 처리하고, 그레이스케일의 모든 영상을 인스턴스 처리하여 미리 훈련된 인체 자세를 호출하는 단계로 진행하였으며, 주요 프로세스는 아래 <그림 2.a>와 같다. 이미지를 획득한 후 자세 인식을 구현하기 위해서는 인체 자세 인식 모델에 적재하고, 본 연구에서 사용된 모델은 MS COCO 데이터 셋에서 사전 훈련된 인체 자세 추정 모델을 사용하였으며 그 처리 단계는 <그림 2.b>와 같다. 인체 자세 인식 모델이 로딩 및 최적화된 후, 전 처리한 그레이 이미지를 모델에 로딩하는 단계, 신경망 알고리즘에 의해 계산을 수행하는 단계, 계산된 결과는 인체 키 포인트의 위치 정보를 기준으로 사상하는 단계, 해당 포인트들을 원래 이미지 프레임에 표시하는 단계로 수행하는 방식이다. 이상과 같은 주기적 과정을 통하여 카메라 정면에서 인체 자세 인식을 구현할 수 있으며, 인체 자세 인식 프로세스는 <그림 2.c>와 같다.



(2.a) (2.b) (2.c)

그림 2. 이미지 객체 탐지 처리흐름도

Fig. 2 Image object detection process chart

#### IV. 제안 시스템 실험 및 분석

제안 시스템의 그림 3은 실험실의 단일 배경에서 1인 제스처 인식 테스트를 근거리에서 수행한 결과로, 인식 정확도는 100%로 완벽한 결과를 얻을 수 있었다. 즉 1인 제스처 인식은 실험실과 같이 변화가 없는 고정된 환경에서 실험을 진행할 경우 객체의 자세를 정확하게 감지할 수 있고, 어떤 동작이든 각 부위가 겹치지 않을 때 키 포인트 대상을 정확히 인식해 운동 중 실시간으로 추적할 수 있었다. 다른 환경으로 인체 이미지의 색상이 배경색과 비슷할 때 인식 테스트를 분석해 본 결과 객체의 자세를 감지하여 표시하는 경우에도 100%인 실험 결과를 얻을 수 있었다. 객체가 유사 또는 동일한 배경으로 객체 탐색이 애매한 환경에서도 그 결과가 매우 만족할 만한 결과가 나타났다.

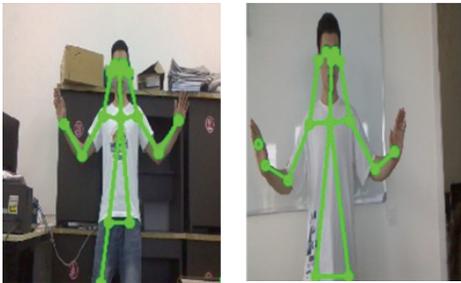


그림 3. 1인 인체 자세 인식 결과

Fig. 3 The result of recognizing a single person's posture.

<그림 4, 5, 6>과 같이 다수의 인체가 있는 상태에서 신체 가림이 있는 조건에 대한 인식 테스트 결과 인체가 여러 개 있을 경우 두 사람의 키 포인트가 막히거나 겹치게 되는 경우, 키 포인트 식별 결과가 정확하지 않아 정확도가 떨어졌다. 따라서 이에 대한 문제점을 개선하기 위해서는 지속적인 이미지 학습이 요구되어 본 연구의 과제로 남겨 두고 계속해서 데이터를 축적하고자 한다.



그림 4. 다인 인체 자세 인식 결과

Fig. 4 As a result of recognizing the posture of many people



그림 5. 객체가 다인이거나 가려진 조건

Fig. 5 The condition where the object is multi-person or hidden.



그림 6. 다인 인체 자세 인식 결과

Fig. 6 The condition where the object is multi-person

## V. 결 론

본 논문은 MS COCO 표적 탐지 데이터 셋을 기반으로 인체 자세 인식시스템을 제안하였다. 기존의 인간 자세 인식 방법과 비교해 볼 때 복잡하고 시간이 많이 소요되는 특징 추출 알고리즘을 수동으로 설계할 필요가 없으며, 효과적인 신경망 모델을 설계한 다음 많은 훈련에 대해 간단하고 효율적인 훈련을 수행하기만 하면 되었다. 본 제안 시스템은 리눅스 시스템과 파이썬 언어를 기반으로 수행하였으며 MS COCO 데이터 셋과 Torchvision 컴퓨터 비전 데이터베이스를 사용하여 수행하였다. 사전 훈련 모델은 MS COCO 데이터 셋으로 제공하였으며 인간 자세 인식 컨볼루션 신경망 모델은 Python 라이브러리인 torch2trt로 최적화하였다. 카메라에서 수집한 이미지 프레임은 계산을 위해 신경망 모델에 적재하여 정보 17개의 키 포인트 중 주요 키 포인트를 분석하고 핵심은 최종적으로 원본 이미지에 다시 그리기를 클릭하고 디스플레이 제어 모드에 출력하여 인체 자세 인식을 구현하였다.

인체 자세 인식시스템의 활용은 미래 스마트 모니터링에 적용될 수 있고, 화면 장면에서 차량과 보행자의 행동을 인식·판단해 이 중 핵심 정보를 추출하고, 이상 행동이 있을 때 사용자에게 경고 할 수 있는 다양한 응용 분야에 적용할 수 있을 것으로 판단되었다. 또한, 영화 제작에도 응용할 수 있어 그래픽, 스타일, 특수효과 증강, 장비, 예술적 조형 등을 인체에 로딩할 수 있고, 인체의 자세 변화를 추적해 렌더링한 그래픽은 사람이 움직이는 동작이나 난해한 배경을 표출하는 과정에서 움직임을 자연스럽게 융합하는 영화 촬영 과정에서 특수효과를 내는 무대를 연출하는데 응용할 수 있다.

이상으로 본 연구에서 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다. 일상적인 환경에서 카메라에서 1~2m 거리에서도 1인용 자세 인식에 대한 정확도가 100%로 설계된 것으로 실험 결과를 얻었지만, 이 실험을 통해 장단점을 인식할 수 있었다.

첫째, 웹캠을 사용할 수 있어 사용범위를 크게 넓히고 설비의 유연성을 증가시킬 수 있다.

둘째, 여러 명, 먼 거리, 빛의 조건, 가림막 등 특수한 경우의 인식 정확도를 높일 수 있도록 관련 알

고리즘을 보완해야 하는 문제점과 정휴 과-도를 향상하기 위해서는 더 방대한 데이터를 학습해야 하는 추후 연구가 필요함을 인식할 수 있었다.

셋째, UI 인터페이스를 풍부하게 설계하고, 더 많은 그래픽 처리의 중간 과정을 보여 줄 수 있다는 가능성과 편리성을 제공 할 수 있다는 결과들을 얻을 수 있었다.

넷째, 다인의 인체 자세 인식 경우나 배경에 의해 가려진 경우를 인식하기 위해서는 좀 더 방대한 데이터를 학습하는 과정 대신 대조적으로 데이터의 최적화 단계를 구축할 필요성을 인지할 수 있었다.

## References

- [1] Y. Bae, "Groundwater level prediction using ANFIS algorithm," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 110, 2021, pp. 1239-1248.
- [2] B. Kim, "American Sign Language Recognition System Using Wearable Sensors with Deep Learning Approach," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 4, 2020, pp. 291-298.
- [3] Y. Naigong, L. Jian, "Human body posture recognition algorithm for still images[J]," *The Journal of Engineering*, 2020, vol. 2020(13).
- [4] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, R. B. Girshick, "Mask R-CNN," *In ICCV*, 2017, pp. 2980-2988.
- [5] G. Papandreou, T. Zhu, N. Kanazawa, A. Toshev, J. Tompson, C. Bregler, K. Murphy, "Towards accurate multi-person pose estimation in the wild." *In CVPR*, 2017, pp. 3711-3719.
- [6] A. Toshev, C. Szegedy. "DeepPose: Human pose estimation via deep neural networks." *In CVPR*, 2014, pp. 1653-1660.
- [7] G. Papandreou, T. Zhu, L. Chen, S. Gidaris, J. Tompson, and K. Murphy, "Personlab: Person pose estimation and instance segmentation with a bottom-up, part-based, geometric embedding model," *In ECCV*, September 2018.
- [8] Y. L. CHEN, Z. C. WANG, Y. X. PENG et al,

“Cascaded pyramid network for multi-person pose estimation[C],” *The 31st Meeting of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018.

- [9] W. Ouyang, X. Chu, X. Wang, “Multi-source deep learning for human pose estimation,” *In CVPR*, 2014, pp. 2337-2344.
- [10] K. Sun, C. Lan, J. Xing, W. Zeng, D. Liu, J. Wang. “Human pose estimation using global and local normalization,” *In ICCV*, 2017. vol. 2, no. 6, pp. 5693-5706.
- [11] B. Tang , R. Fan , X. Sun, “Application of Human Pose Recognition Algorithm in Visual Human-computer,” *J. of Computer Measurement and Control*, 2019, vol. 27 no. 7 pp.. 242-247.
- [12] X. Chu, W. Yang, W. Ouyang, C. Ma, A. Yuille, X. Wang, “Multi-context attention for human pose estimation.” *In CVPR*, 2017, pp. 5669-5678.

### 저자 소개



#### 유암(YAN LIU)

2003년 북화대학교 계측공학과 졸업(공학사)  
2009년 광주대학교 대학원 전자광통신학과 졸업(공학석사)

2020년~현재 동신대학교 인공지능전공(박사과정)  
※ 관심분야 : 머신비전, 영상인식, 패턴인식



#### 리라이춘(Lai-chun Li)

2002년 곧명이공대학교 컴퓨터학과 졸업(공학사)  
2006년 장춘공업대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학석사)

2020년~현재 동신대학교 인공지능전공(박사과정)  
※ 관심분야 : 머신비전, 블록 체인, 시스템 공학



#### 루징쉬엔(Jing-xuan Lu)

2003년 북화대학교 컴퓨터학과 졸업(공학사)  
2006년 장춘공업대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학석사)

2020년~현재 동신대학교 인공지능전공(박사과정)  
※ 관심분야 : 임베디드 시스템, 블록 체인,



#### 쉬멍(Meng Xu)

2002년 장춘공업대학교 컴퓨터학과 졸업(공학사)  
2013년 지린대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학석사)

2021년~현재 동신대학교 인공지능전공(박사과정)  
※ 관심분야 : 영상인식



#### 정양권(Yang-Kwon Jeong)

1988년 조선대학교 대학원 졸업(공학석사)  
1996년 조선대학교 대학원 졸업(공학박사)

1989년~현재 동신대학교 컴퓨터공학과 재직  
※ 관심분야 : 범죄현장스케치

