

인간 행위 인식을 위한 비전 기반 인간 자세 추정에 관한 연구[☆]

박서희*, 전준철*

◆ 목 차 ◆

- | | |
|--------------------|-----------------------------|
| 1. 서론 | 3. RGB-D 모델 기반 3차원 인간 자세 추정 |
| 2. 인간 자세 추정에 관한 연구 | 4. 결론 |

1. 서론

최근, 영상 감시(video surveillance) 분야에서는 인공지능 기술과 컴퓨팅 능력 향상으로 인하여 다양한 지능형 영상분석이 가능해졌다[1][2]. 대표적으로 CCTV 영상에서 보행자와 같은 인간의 다양한 행위를 인식하기 위해 인간 행위 인식(Human Activity Recognition, HAR) 분야에 대한 기술 및 연구가 필요하며, 인간 행위 인식과 관련된 연구가 활발히 진행되고 있다[3-6]. 인간 행위 인식은 딥 러닝(deep learning) 기술이 적용되어 범죄, 폭력 등의 다양한 이상 행위들을 강건하게 탐지할 수 있게 되었다[7]. 이러한 인간의 행위를 인식하기 위해서는 일반적으로 영상으로부터 인간의 자세를 복구하고, 행동을 인식해야 한다. 보행자의 다양한 행위를 인식하고 예측하기 위해서는 CCTV 영상 내에서 인간을 탐지하고, 탐지된 인간의 자세를 추정하는 과정이 필요하다.

인간 자세 추정(Human Pose Estimation)은 신체의 구성을 추정하는 과정이며, 이러한 연구는 컴퓨터 비전 분야에서 오랜 시간에 걸쳐 연구되어 온 핵심적인 문제이다[8]. 인간의 자세를 추정하기 위해서는 인간의 신체 관절 위치 예측(body joint localization) 과정을 거쳐야 한다. 일반적으로 인간 자세 추정 분야에서는 인간의 자세를

나타내기 위한 모델로 스켈레톤 모델(skeleton model)을 사용한다[9]. 스켈레톤 모델은 인간의 여러 신체 관절 부위들을 기반으로 구성된다. 본 논문에서는 인간행위 인식에 필요한 비전기반 인간자세 추정에 관한 주요 연구 동향을 소개한다. 2장에서는 인간의 행위를 인식하기 위한 스켈레톤 모델 기반의 인간 자세 추정에 관한 다양한 연구들을 소개한다. 3장에서는 기존 인간 자세 추정에 관한 연구들이 가지는 문제를 제시하고 RGB-D 모델 기반 3차원 인간 자세 추정 접근법을 제시한다. 마지막으로 4장에서는 결론을 맺는다.

2. 인간 자세 추정에 관한 연구

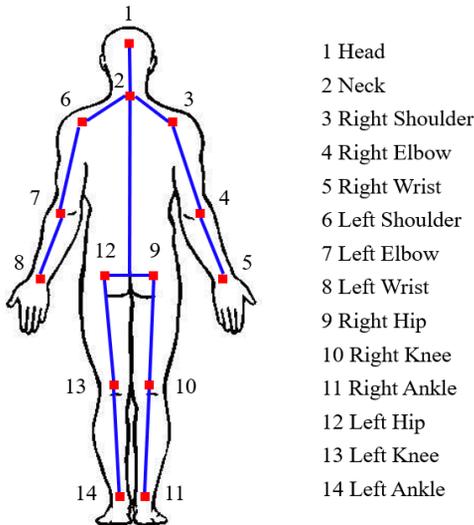
컴퓨터 비전에서 인간의 자세를 추정하는 것은 보통 한 사람의 단안 이미지(monocular image)로부터 신체의 구성을 추정하는 과정이다[8]. 인간 자세 추정 연구는 컴퓨터 비전 분야에서 오랜 시간에 걸쳐 연구되어 온 문제이며, 영상 감시, 인간과 컴퓨터의 상호작용(Human Computer Interaction), HAR 분야에서 주로 연구되는 주제이다[4]. 인간 자세 추정 과정은 일반적으로, 인간 탐지(human detection), 신체 관절 위치예측(localization), 인간 자세 추정의 세 가지 과정으로 수행된다[3,7]. 또한, 인간 자세 추정은 크게 2차원 인간 자세 추정과 3차원 인간 자세 추정 과정으로 나눌 수 있다. 2장에서는 스켈레톤 모델을 소개하고, 인간 자세 추정에 대한 연구는 입력 데이터 종류에 따른 연구, 추정 방식에 따른 연구, 그리고 2차원 또는 3차원 모델에 따른 연구로 구분하여 해당 기술과 사례를 소개한다.

* 경기대학교 컴퓨터과학과 그래픽스 연구실
<http://giplab.kyonggi.ac.kr>

☆ 본 논문은 경기도가 지원하는 지역협력 연구센터(GRR)의 콘텐츠융합 소프트웨어 기반 국민안전 성숙모델 및 지능화 기술 융합 연구의 지원을 받아 수행되었음.

2.1 스켈레톤 모델

인간의 자세를 추정하기 위해서는 영상으로부터 탐지된 인간의 신체 관절 부위들의 위치를 예측해야 한다. 신체 관절 부위들의 예측 값을 기반으로 (그림 1)과 같이 스켈레톤 모델을 구성함으로써 인간의 자세를 나타낼 수 있다. 스켈레톤 모델은 주로 인간의 자세를 추정하기에 용이한 신체부위들인 머리(head), 목(neck), 어깨(shoulder), 팔꿈치(elbow), 손목(wrist), 엉덩이(hip), 무릎(knee), 발목(ankle)의 관절로 구성된다[9]. 여러 관절들로 구성되어있는 스켈레톤 모델을 통하여 인간의 자세를 표현할 수 있게 되며, 이를 기반으로 인간의 자세를 추정하고 행위를 인식 할 수 있게 된다.



(그림 1) 스켈레톤 모델

2.2 데이터 종류에 따른 인간 자세 추정 연구

인간 자세 추정 연구에서 입력으로 쓰이는 데이터는 크게 세 가지로 분류 할 수 있다. 첫 번째는 RGB 데이터 즉, 컬러 정보를 이용한 가장 기본적인 인간 자세 추정 접근법이다. 두 번째는 키넥트(Kinect) 센서나 스테레오(stereo) 기반 카메라를 통해 얻어진 깊이(depth) 정보를 이용한 인간 자세 추정 접근법이고, 세 번째는 기존 RGB 정보와 깊이정보를 결합한 RGB-D 정보를 이용한

인간 자세 추정 접근법이다.

기존 RGB 정보만을 이용하여 인간의 자세를 추정하는 과정에서는 영상에서 객체가 2차원 정보로 투영되면서 3차원 정보의 손실로 인한 가려짐(occlusion) 문제가 발생한다. 이러한 가려짐 문제를 해결하기 위해서 나온 방법이 깊이정보를 이용하는 방법이다. 깊이정보는 키넥트 카메라나 두 대의 카메라로 이루어진 스테레오 카메라를 통하여 얻을 수 있다. 어려운 자세 추정 연구를 단순한 1차원 깊이정보를 이용하여 신체부위를 예측하는 것이다. 기존 RGB 정보를 이용하여 추정하는 것에 비해 불필요한 계산을 줄일 수 있고, 복잡한 배경으로부터 움직이는 보행자를 추출할 때 1차원 깊이정보만을 이용하여 쉽게 추출 할 수 있는 장점이 있다. 그러나 깊이정보를 비교적 쉽게 추출 할 수 있는 키넥트 센서는 보통 Kinect v1 기준으로 0.8m ~ 4.0m 거리 내에서 깊이 값 취득 및 인물의 검출이 되기 때문에 외부 환경에서는 사용 할 수 없다[10]. 이외는 달리 키넥트 센서에 비하면 거리에서도 깊이정보를 추출할 수 있는 스테레오 카메라는 보정된 최소 2개의 카메라로 구성되며, 깊이지도(depth map)를 삼각 측량법(stereo triangulation)을 기반으로 생성을 한다[11]. 스테레오 카메라를 이용하여 깊이정보를 추출 할 때 동일한 강도(intensity), 색상(color)을 가진 장면의 지점에 대해서는 신뢰할 수 없는 깊이 값이 계산 될 수 있는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서는 기존 RGB 정보와 깊이정보를 결합하여 자세추정을 시도 해볼 수 있다. RGB-D 센서가 제공하는 추가적인 깊이정보는 견고한 실시간 자세 추정을 위한 솔루션을 제공해주고, 단안 이미지의 자세 추정에서 자세의 모호성(ambiguity)을 극복 할 수 있다.

2.3 추정 방식에 따른 인간 자세 추정 연구

인간 자세 추정 연구를 위한 접근법으로는 크게 하향식 접근법(top-down approach), 상향식 접근법(bottom-up approach)이 있다. 하향식 접근법은 인간 자세 추정 연구에서 오래도록 수행되어왔던 기존 방식이며, 높은 수준에서 낮은 수준의 이미지 증거들을 통하여 자세를 추정한다[4]. 주로 영상으로부터 탐지된 인간의 영역을 경계 상자(bounding box)를 통해 나타내고, 경계 상자 내부에서 자세를 추정하거나, 경계 상자를 기반으로 이미지 크

롭핑(cropping)을 수행하여 자세가 추정된다[12][13]. 이는 전역적인 영역으로부터 자세를 추정하는데 유용한 정보를 제공한다는 장점이 있다.

이러한 하향식 접근법과는 달리 이미지들로부터 자세를 추정하기 위한 증거들을 수집함으로써 특징을 형성하는 상향식 접근법은 최근까지 가장 성공적인 결과를 제공하였던 접근법이다[14]. 이러한 접근법은 하향식 접근법에서 수행하였던 경계 상자를 추출하거나, 이미지를 크롭핑 하는 불필요한 연산을 없애고, 신체 관절들 간에 연관성을 계산하여 정확성을 보장하여 자세를 추정하는 방식이다. 하향식 접근법과 상향식 접근법은 서로 장단점이 존재하기 때문에 해결하고자 하는 문제나 방법 또는 환경에 적합한 접근법을 적응적으로 선택하여 문제를 해결해야 한다.

2.4 차원에 따른 인간 자세 추정 연구

차원에 따른 인간 자세 추정 연구는 크게 2차원 인간 자세 추정 연구와, 3차원 인간 자세 추정 연구로 구분할 수 있다. 2차원 인간 자세 추정 문제는 단안 이미지로부터 시작하여, 비디오 스트림, 실시간 환경, 멀티 카메라, 깊이 이미지를 포함한 여러 환경에서 연구되어왔다. 최근의 접근법은 단일 이미지에서 인공 신경망을 이용하여 대량의 2차원 인간 자세를 포함하는 데이터 세트로부터 인간 자세 모델을 학습하고, 인간의 관절을 나타내는 랜드마크(landmark)나 키포인트(keypoint)의 위치를 예측한다[15][16]. 최근 카네기 멜론 대학의 The Robotics Institute에서 단일 이미지에서 여러 사람의 신체, 손, 얼굴을 나타내는 총 130개의 키포인트를 검출하는 최초의 실시간 시스템인 OpenPose 라이브러리가 발표되었다[17]. 이는 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN) 기반의 순차 예측 프레임워크인 컨볼루션 포즈 머신(Convolutional Pose Machine, CPM)을 이용하여 키포인트를 검출 한다[18]. 이는 하향식 방식을 채택하여 2차원 관절 위치를 예측한다. 최근 이러한 컨볼루션 포즈 머신을 이용한 다양한 자세 추정 연구가 이루어지고 있다[19-21].

3차원 인간 자세 추정은 2차원 인간 자세 추정으로부터 획득한 2차원 관절 좌표를 이용하여 3차원 공간상에 매핑(mapping)하여 자세를 추정하는 과정이다. 3차원 인간 자세 추정은 기본적으로 인간의 관절을 나타내는 랜드마크

크 또는 키포인트의 2차원 위치 정보를 필요로 한다. 2차원 관절 위치와 매핑 되는 3차원 관절 좌표는 무한하기 때문에 주어진 2차원 관절 좌표에 알맞은 3차원 관절 좌표를 추정하기 위해서는 구조적인 제약조건이나 3차원 기하학적 포즈 등의 추가적인 정보를 더해야한다[22]. 이와 같이 3차원 자세 데이터 값을 이용하여 인간의 자세를 추정하는 분야를 3차원 인간 자세 추정이라고 한다. 이전의 접근법은 하나의 이미지로부터 자세를 복구하기 위해 인간의 골격 또는 관절의 각도를 이용한 해부학적 지식(anatomical knowledge)을 활용하여 자세를 추정하였다[23][24]. 최근의 접근법은 3차원 모션 캡처(motion capture) 데이터인 3D Mocap 데이터로부터 직접 신체를 학습함으로써 자세를 추정한다[25-27]. 대표적인 Mocap 데이터는 CMU 데이터베이스가 있다[28]. 모션 기반 접근법인 비강체(non-rigid) 구조는 단안 이미지의 모든 프레임에서 관절을 나타내는 2차원 좌표로부터 3차원 관절에 의한 자세를 복구하게 된다[29][30]. 이러한 연구는 인간의 3차원 자세를 3차원 Mocap 데이터를 사용하여 추정함으로써 유용한 접근법이라는 것을 증명했다[26, 31, 32]. 또한, 이미 알려진 2차원 관절 위치 좌표를 이용하여 신경망을 훈련함으로써 3차원 자세를 복구하는 연구도 활발하게 진행되고 있다[15, 16, 18, 33]. 3차원 인간 자세 추정 연구는 3차원 인간의 자세를 복구하고, 재구성(reconstruction)함으로써 인간의 행위를 인식하는데 용이한 정보를 제공할 수 있을 뿐만 아니라, 행위를 분석함으로써 의료, 게임, 산업 등 다양한 분야의 연구에 응용 할 수 있다.

3. RGB-D 모델 기반 3차원 인간 자세 추정

3.1 인간 자세 추정의 문제

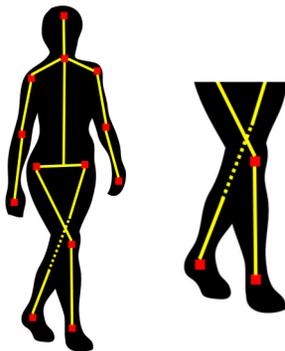
인간 자세 추정에 있어서 오랫동안 해결하려고 노력해 왔던 문제는 가려짐 문제이다. 이러한 가려짐 문제는 인간 탐지 과정에서 발생하는 가려짐과, 자세 추정 과정에서 발생하는 가려짐으로 나눌 수 있다. 인간 자세 추정의 단계의 일부인 인간 탐지 과정에서 일어나는 가려짐은 흔히 발생하는 이슈이다. 이는 (그림 2)와 같이 다른 사람에 의해 가려짐으로써 발생하는 오 인식 문제를 말한다[34]. 인간이 포함된 경계 상자가 잘못 탐지되면, 자세를 탐지하기 위한 영역을 제대로 제공하지 못하게 되므로 겹쳐진

타인의 신체부위를 자신의 신체부위로 인식하는 등의 문제가 발생하여 잘못된 자세가 추정된다. 인간 자세 추정을 위해서는 정확하게 인간이 포함된 경계 상자를 탐지하는 것이 중요하다. 그렇기 때문에 가려짐 문제를 해결하여 강건한 인간 탐지를 수행해야 한다.



(그림 2) 인간 탐지 과정에서 가려짐 문제

자세 추정 과정에서 발생하는 가려짐은 자신의 신체 부위에 의해 가려지는 자체 가려짐(self-occlusion) 현상을 말한다. 이는 2차원 평면 영상으로부터 투영된 영상의 3차원 정보 손실로 인하여 생기는 문제이며, 단안 이미지로부터 추정된 인간 자세에 3차원 데이터가 누락되는 것이다. (그림 3)은 자체 가려짐 현상으로 인해 데이터가 손실되는 문제의 예시이다. 누락된 데이터는 점선으로 표시하였으며 가려짐 부분을 확대하여 나타냈다. 이러한 두 가지 가려짐 현상을 해결하여 인간의 자세를 강건하게 추정해야 한다.

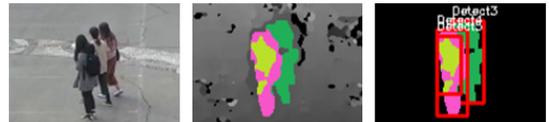


(그림 3) 인간 자세 추정 과정에서 가려짐 문제

3.2 RGB-D 모델 기반 3차원 인간 자세 추정

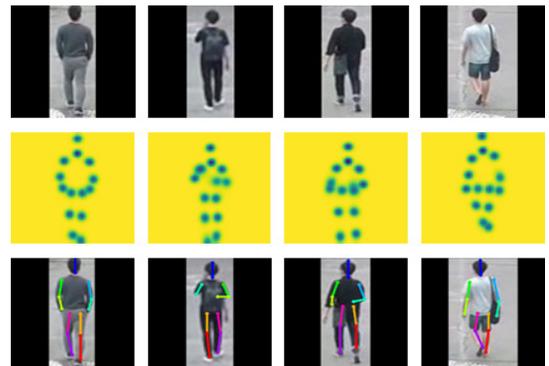
인간 탐지 과정과 인간 자세 추정 과정에서 발생하는 가려짐 문제를 해결하기 위해서는 RGB-D 모델 기반 3차

원 인간 자세 추정 접근법을 시도 할 수 있다. 인간 탐지 과정에서는 기존 RGB 정보에 깊이정보를 추가하여 RGB-D 모델 기반의 인간 탐지를 수행 할 수 있다. RGB-D 정보는 단안 자세 추정에서 자세의 모호성을 극복하여 인간을 탐지하며, 기존 오 인식 문제를 해결 할 수 있다. 깊이정보를 추가한 인간 탐지 결과는 (그림 4)에 나타나있고, 왼쪽부터 원 영상, 깊이정보를 이용한 분할(segmentation) 결과, RGB-D 정보를 이용하여 탐지된 경계 상자 결과이다[34].



(그림 4) RGB-D 정보를 이용한 인간 탐지

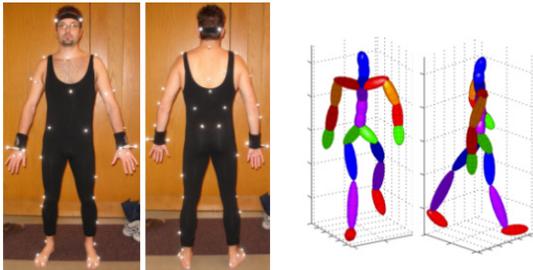
깊이정보를 이용하여 탐지된 경계 상자를 기반으로 탐지된 영역을 크롭핑하여 컨볼루션 포즈 머신의 입력 데이터로 사용한다. 인간의 자세를 추정하는 컨볼루션 포즈 머신을 통해 인간의 관절 위치를 예측한다. 관절의 위치는 자세 추정기를 이용하여 예측된 신뢰도 값 분포의 정점을 이용하여 2차원 좌표로 나타난다. 이러한 2차원 좌표를 이용하여 (그림 5)와 같이 맨 위부터 원 영상, 관절 위치 예측 결과, 스켈레톤 모델 결과로 나타낸다.



(그림 5) 2차원 인간 자세 추정

컨볼루션 포즈 머신을 이용하여 2차원 인간 자세 추정을 수행 한 뒤, 이를 기반으로 3차원 Mocap 데이터를 이용하여 신체를 학습함으로써 3차원 인간 자세 추정을

시도 할 수 있다. 대표적인 3차원 Mocap 데이터는 (그림 6-좌)에 나타난 것과 같이 3차원 관절 위치들의 주석이 달린 데이터 세트로 이루어져 있으며, 걷기(walk), 뛰기(run), 악수(shake Hands) 등의 다양한 행위 들을 나타내는 데이터로 이루어져 있다[28]. (그림 6-우)는 Varun Ramakrishna et al.의 연구에서 CMU Mocap 데이터베이스에 의해 재구성된 3차원 자세 추정 결과이다[26]. 인간 자세 추정 과정에서 자체 가려짐 문제는 2차원 관절 좌표를 기반으로 3차원 Mocap 데이터 세트를 이용하여 학습된 모델을 기반으로 3차원 인간 자세를 재구성함으로써 손실된 데이터를 복구할 수 있다. RGB-D 모델 기반의 3차원 인간 자세 추정 접근법은 인간 탐지 과정에서 가려짐 문제를 해결하고, 인간 자세 추정 과정에서 자체 가려짐 문제를 해결하여 인간의 자세를 정확하게 추정할 수 있다.



(그림 6) CMU Mocap 데이터베이스에 의해 재구성된 3차원 인간 자세 추정 결과

4. 결 론

본 논문에서는 인간 행위 인식을 위한 인간 자세 추정을 중심으로 다양한 연구들을 소개하고, RGB-D 모델 기반 3차원 인간 자세 추정 접근법을 기술하였다. 먼저, 2장에서는 인간의 자세를 나타내기 위한 스켈레톤 모델을 소개하고, 인간 자세 추정을 위한 연구를 데이터 종류, 추정 방식, 차원으로 나누어 설명하였다. 3장에서는 기존 인간 자세 추정 연구에서 발생하는 가려짐 현상을 인간 탐지 과정에서 나타나는 가려짐 문제와 인간 자세 추정 과정에서 나타나는 가려짐 문제로 나누어 설명하였다. 또한, 이러한 문제점들을 해결하기 위해 RGB-D 모델 기반 3차원 인간 자세 추정 접근법을 제시하였다.

인간 탐지 과정에서는 깊이정보를 이용하여 가려짐 문제를 해결하고, 인간 자세 추정 과정에서는 3차원 Mocap 데이터를 이용하여 3차원 관절 좌표를 학습함으로써 3차원 자세를 재구성하여 가려짐 문제를 해결할 수 있는 접근법을 제시하였다. 이러한 접근법을 이용하여 추출된 인간의 자세는 영상 감시 시스템에서 인간의 행위를 분석하기 위한 유용한 정보를 제공 할 수 있다. 인간 자세 추정 분야는 의료, 게임, 산업 등 다양한 분야에서 응용될 수 있으므로 향후 발전 가능성이 높은 분야이며, 자세 추정의 정확성을 높이기 위한 연구가 지속적으로 진행되어야 할 필요가 있다.

참 고 문 헌

- [1] Grant, Jason M, and Patrick J. Flynn, "Crowd Scene Understanding from Video: A Survey," ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM), Vol 13, No. 2, pp. 19, 2017.
- [2] Paul, Manoranjan, Shah ME Haque, and Subrata Chakraborty, "Human detection in surveillance videos and its applications-a review," EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Vol 176, No. 1, pp.1-16, 2013.
- [3] Uddin, Md, and Jaehyun Kim, "A Robust Approach for Human Activity Recognition Using 3-D Body Joint Motion Features with Deep Belief Network," KSII Transactions on Internet & Information Systems, Vol 11, No.2, 2017.
- [4] Gong, Wenjuan, et al, "Human Pose Estimation from Monocular Images: A Comprehensive Survey," Sensors, Vol 16, No. 12, pp. 1-39, 2016.
- [5] Poppe, Ronald, "A survey on vision-based human action recognition," Image and vision computing, Vol 28, No. 6, pp.976-990, 2010.
- [6] Weinland, Daniel, Remi Ronfard, and Edmond Boyer, "A survey of vision-based methods for action representation, segmentation and recognition," Computer vision and image understanding, Vol 115, No. 2, pp. 224-241, 2011.
- [7] San, Phyo P., et al, "DEEP LEARNING FOR HUMAN ACTIVITY RECOGNITION," 2017.

- [8] Sigal, Leonid, "Human pose estimation," *Computer Vision*. Springer US, pp. 362-370, 2014.
- [9] Presti, Liliana Lo, and Marco La Cascia, "3D skeleton-based human action classification: A survey," *Pattern Recognition*, pp. 130-147, 2016.
- [10] Microsoft, "Kinect Sensor," 2012. <https://msdn.microsoft.com/ko-kr/library/hh438998.aspx>.
- [11] Hartley, Richard I., and Peter Sturm, "Triangulation," *Computer vision and image understanding*, Vol 68, No. 2, pp. 146-157, 1997.
- [12] Papandreou, George, et al, "Towards Accurate Multi-Person Pose Estimation in the Wild," *arXiv preprint arXiv:1701.01779*, 2017.
- [13] Linna, Marko, Juho Kannala, and Esa Rahtu, "Real-time human pose estimation from video with convolutional neural networks," *arXiv preprint arXiv:1609.07420*, 2016.
- [14] Cao, Zhe, et al., "Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields," *arXiv preprint arXiv:1611.08050*, 2016.
- [15] Toshev, Alexander, and Christian Szegedy, "DeepPose: Human pose estimation via deep neural networks," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1653-1660, 2014.
- [16] Belagiannis, Vasileios, and Andrew Zisserman, "Recurrent human pose estimation," *arXiv preprint arXiv:1605.02914*, 2016.
- [17] OpenPose: A Real-Time Multi-Person Keypoint Detection and Multi-Threading C++ Library, 2017.
- [18] Wei, Shih-En, et al, "Convolutional pose machines," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 4724-4732, 2016.
- [19] Newell, Alejandro, Kaiyu Yang, and Jia Deng, "Stacked hourglass networks for human pose estimation," *European Conference on Computer Vision*. Springer International Publishing, pp. 483-499, 2016.
- [20] Insafutdinov, Eldar, et al., "Deepercut: A deeper, stronger, and faster multi-person pose estimation model," *European Conference on Computer Vision*. Springer International Publishing, pp. 34-50, 2016.
- [21] Bulat, Adrian, and Georgios Tzimiropoulos, "Human pose estimation via convolutional part heatmap regression," *European Conference on Computer Vision*. Springer International Publishing, pp. 717-732, 2016.
- [22] Tome, Denis, Chris Russell, and Lourdes Agapito, "Lifting from the deep: Convolutional 3d pose estimation from a single image," *arXiv preprint arXiv:1701.00295*, 2017.
- [23] Lee, Hsi-Jian, and Zen Chen, "Determination of 3D human body postures from a single view," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol 30, No. 2, pp. 148-168, 1985.
- [24] Parameswaran, Vasu, and Rama Chellappa, "View independent human body pose estimation from a single perspective image," *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference*, Vol 2, 2004.
- [25] Fan, Xiaochuan, et al., "Pose locality constrained representation for 3d human pose reconstruction," *European Conference on Computer Vision*. Springer, Cham, pp. 174-188, 2014.
- [26] Ramakrishna, Varun, Takeo Kanade, and Yaser Sheikh, "Reconstructing 3d human pose from 2d image landmarks," *Computer Vision - ECCV*, pp. 573-586, 2012.
- [27] Akhter, Ijaz, and Michael J. Black, "Pose-conditioned joint angle limits for 3D human pose reconstruction," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1446-1455, 2015.
- [28] MoCap: Carnegie Mellon University Graphics Lab Motion Capture Database, <http://mocap.cs.cmu.edu>.
- [29] Lee, Minsik, et al., "Procrustean normal distribution for non-rigid structure from motion," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1280-1287, 2013.
- [30] Gotardo, Paulo FU, and Aleix M. Martinez, "Computing smooth time trajectories for camera and deformable shape in structure from motion with occlusion," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol 33, No. 10, pp. 2051-2065, 2011.
- [31] Wang, Chunyu, et al., "Robust estimation of 3d human poses from a single image," *Proceedings of the IEEE*

- Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 2361-2368, 2014.
- [32] Zhou, Xiaowei, et al., "Sparse representation for 3D shape estimation: A convex relaxation approach," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2016.
- [33] Zhao, Ruiqi, Yan Wang, and Aleix Martinez, "A Simple, Fast and Highly-Accurate Algorithm to Recover 3D Shape from 2D Landmarks on a Single Image," arXiv preprint arXiv:1609.09058, 2016.
- [34] Seohee Park, Junchul Chun., "A Robust Object Detection and Tracking Method using RGB-D Model", Journal of Internet Computing and Services (JICS), Vol 18, No. 4, pp. 61-67, 2017.

● 저 자 소 개 ●

박 서 희(Seohee Park)



2017 B.S in Computer Science, Kyonggi University, Suwon, Korea
2017~Present : M.S. Student in Computer Science, Kyonggi University, Suwon, Korea
Research Interests : Computer Vision, Human Activity Recognition
E-mail : eehoeskrap@kgu.ac.kr

전 준 철(Junchul Chun)



1984 B.S in Computer Science, Chung-Ang University, Seoul, Korea
1986 M.S in Computer Science(Software Engineering), Chung-Ang University, Seoul, Korea
1992 M.S in Computer Science and Engineering (Computer Graphics), The Univ. of Connecticut, USA
1995 Ph.D in Computer Science and Engineering (Computer Graphics), The Univ. of Connecticut, USA
2001.02~2002.02 Visiting Scholar, Michigan State Univ. Pattern Recognition and Image Processing Lab.
2009.02~2010.02 Visiting Scholar, Univ. of Colorado, Wellness Innovation and Interaction Lab.
Research Interests : Computer Graphics, Augmented Reality, Computer Vision, Human Computer Interaction
E-mail : jchun@kgu.ac.kr