

## 관절 기반의 모델을 활용한 강인한 손 영역 추출

장석우<sup>1</sup>, 김설호<sup>2</sup>, 김계영<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>안양대학교 소프트웨어학과

<sup>2</sup>송실대학교 소프트웨어학부

### Robust Hand Region Extraction Using a Joint-based Model

Seok-Woo Jang<sup>1</sup>, Sul-Ho Kim<sup>2</sup>, Gye-Young Kim<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Software, Anyang University

<sup>2</sup>School of Software, Soongsil University

**요약** 인간과 컴퓨터 사이의 보다 자연스러운 상호적인 인터페이스를 효과적으로 구현하기 위해서 사람의 제스처를 활용하려는 노력이 최근 들어 지속적으로 시도되고 있다. 본 논문에서는 연속적으로 입력되는 3차원의 깊이 영상을 받아 들여서 손 모델을 정의하고, 정의된 손 모델을 기반으로 사람의 손 영역을 강인하게 추출하는 알고리즘을 제시한다. 본 논문에서 제시된 알고리즘에서는 먼저 21개의 관절을 사용하여 손 모델을 정의한다. 본 논문에서 정의한 손 모델은 6개의 손바닥 관절을 포함하는 손바닥 모델과 15개의 손가락 관절을 포함하는 손가락 모델로 구성된다. 그런 다음, 입력되는 3차원의 깊이 영상을 적응적으로 이진화함으로써, 배경과 같은 비관심 영역들은 제외하고, 관심 영역인 사람의 손 영역만을 정확하게 추출한다. 실험 결과에서는 제시된 알고리즘이 연속적으로 입력되는 깊이 영상으로부터 배경과 같은 영역들은 제외하고 사람의 손 영역만을 기존의 알고리즘에 비해 약 2.4% 보다 강인하게 검출한다는 것을 보여준다. 본 논문에서 제안된 손 영역 추출 알고리즘은 제스처 인식, 가상현실 구현, 3차원 운동 게임, 수화 인식 등과 같은 컴퓨터 비전 및 영상 처리와 관련된 여러 가지의 실제적인 분야에서 유용하게 활용될 것으로 기대된다.

**Abstract** Efforts to utilize human gestures to effectively implement a more natural and interactive interface between humans and computers have been ongoing in recent years. In this paper, we propose a new algorithm that accepts consecutive three-dimensional (3D) depth images, defines a hand model, and robustly extracts the human hand region based on six palm joints and 15 finger joints. Then, the 3D depth images are adaptively binarized to exclude non-interest areas, such as the background, and accurately extracts only the hand of the person, which is the area of interest. Experimental results show that the presented algorithm detects only the human hand region 2.4% more accurately than the existing method. The hand region extraction algorithm proposed in this paper is expected to be useful in various practical applications related to computer vision and image processing, such as gesture recognition, virtual reality implementation, 3D motion games, and sign recognition.

**Keywords** : Hand Region, Model, Point Cloud, Binarization, Depth Image, Preprocessing

### 1. 서론

일반적으로, 휴먼 컴퓨터 인터랙션(HCI: Human Computer Interface)은 인간과 컴퓨터가 쉽고 편안하

게 상호작용할 수 있도록 작동 시스템을 설계하거나 평가하는 연구 분야이다[1]. 그동안 정보통신 및 컴퓨터 관련 분야에서는 인간과 컴퓨터의 상호작용을 위해서 마우스, 그리고 키보드와 같은 유·무선의 하드웨어 장비를 가

\*Corresponding Author : Gye-Young Kim(Soongsil Univ.)

email: gykim11@ssu.ac.kr

Received August 9, 2019

Accepted September 6, 2019

Revised September 5, 2019

Published September 30, 2019

장 많이 사용하여 왔다[2-5].

그러나 컴퓨터 비전 및 영상처리 기술이 발달함에 따라서 별도의 장비를 사용하지 않고 보다 자연스러운 환경에서 HCI를 수행하려는 요구가 많아졌다. 특히, 최근에는 마우스, 키보드, 그리고 조이스틱 등과 같은 별도의 하드웨어 장비를 사용하지 않는 입력 방법을 선호하게 되었다. 다시 말해, 컴퓨터 사용자들은 하드웨어 장비를 사용하기 보다는 보다 자연스러운 HCI 인터페이스를 선호하고 있다. 특히, 사람의 손을 이용하여 기존에 장비를 사용하는 사용자 인터페이스를 보다 편리하게 대체하려는 시도가 계속해서 진행되고 있다[6-7].

따라서 3차원의 깊이(depth) 카메라로부터 연속적으로 입력되는 컬러 영상을 자동으로 분석하여 배경(background) 영역과 같은 비 관심 영역들을 제외하고, 컴퓨터와의 자연스러운 인터페이스를 위해서 주요한 관심 영역인 사람의 손 영역만을 강인하고 빠르게 검출하는 알고리즘에 대한 연구가 필요한 실정이다[9-11].

연속적으로 입력되는 정지 또는 동영상으로부터 사람의 손 영역을 검출하여 활용하는 기존의 연구는 관련된 문헌에서 쉽게 찾아볼 수 있다. [12]에서는 RGB 웹 카메라로 받아들인 영상의 색상 값을 분석하여 손 영역을 검출하고, 검출된 손 영역을 추적하였다. 이를 위해 먼저 RGB 색상 공간을 HSV 색상 공간으로 변환하였다. 그리고 각 화소의 H와 S 채널의 값이 사전에 정의된 피부 색상 범위에 해당할 경우에는 손 영역이라고 지정된다. 그리고 영상에 포함된 잡음을 제거하기 위해서 영상 스무딩(smoothing)을 수행하였다.

[13]에서는 3차원의 깊이 센서를 활용하여 손의 뼈대 구조가 캡처된다. 일반적으로, 데이터 글러브 기반의 손 영역 추출 장치는 지금까지도 가장 믿을 수 있는 장비 중의 하나로 알려져 있으며, 글러브에 센서를 부착하여 손에 대한 자료를 실시간적으로 정확하게 얻는다. 하지만 별도의 장비를 구입해야 하므로 비용이 발생한다는 단점이 있으며, 사용자가 누구냐에 따라서 장비를 조정해야 한다는 제약사항(constraint)이 있다.

[14]에서는 하나의 깊이 카메라를 이용하여 손을 검출하고 빠르게 추적하는 알고리즘을 제안하였다. 이 시스템은 두 가지의 주요한 단계로 구성된다. 탐지 단계에서는 랜덤화된 결정 포레스트(decision forest)가 픽셀을 손의 일부분으로 분류한다. 그리고 최적화 단계에서 새로운 목적 함수(object function)는 검출된 부분 레이블과 깊이의 가우스 혼합 표현을 결합하여 깊이에 가장 잘 맞는 손의 포즈를 추정한다.

[15]에서는 깊이 카메라를 사용하여 손가락의 끝을 실시간적으로 강인하게 검출하는 방법을 제안하였다. 이 방법에서는 제스처와 손끝 위치 사이의 통계적인 상관관계가 손가락 끝 구성의 검색 공간을 제한하여 보다 빠르고 정확한 추론을 수행하도록 공식화된다. 위에게 기술한 알고리즘들 이외에도 사람의 손 영역 추출과 연관된 접근 방법들이 지속적으로 제안되고 있다[16].

그러나 위에서 기술된 접근 방법들은 사용하는 센서나 장비의 한계로 인해서 아직까지도 여러 가지의 제약사항 및 잡음들이 존재한다. 그리고 사용하는 알고리즘의 안정성 측면에서도 일부 단점들이 존재한다.

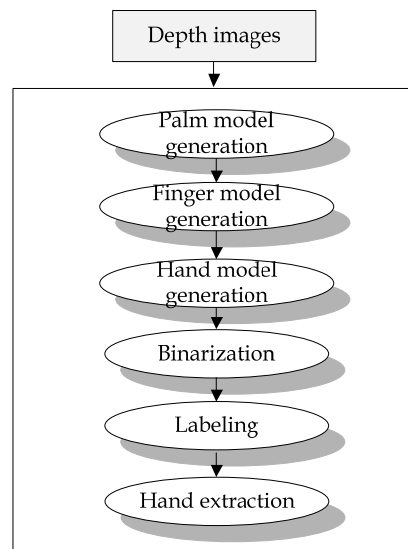


Fig. 1. Flowchart of the proposed method

따라서 본 논문에서는 관절을 사용하여 사람의 손 모델을 생성한 다음, 생성된 손 모델을 이용하여 입력되는 영상으로부터 손 영역만을 효과적으로 검출하는 새로운 접근 방법을 제시한다. 아래의 Fig. 1은 본 논문에서 제시하는 사람의 손 영역 검출 방법의 전체적인 흐름도를 보여준다.

Fig. 1에서 보는 바와 같이 본 논문에서 제시하는 방법에서는 먼저 6개의 관절로 구성되는 손바닥 모델과 15개의 관절로 구성되는 손가락 모델을 생성하고, 이들을 이용하여 사람의 손 모델을 생성한다. 그런 다음, 이전 단계에서 생성된 관절 기반의 손 모델을 기반으로, 입력되는 3차원의 깊이 정보 및 색상 모델 기반의 영상으로부터 적응적인 영역 분할 및 이진화를 수행함으로써 배경과 같은 비 관심 영역들은 효과적으로 제외시키고 관심

영역인 사람의 손 영역만을 강인하게 분리한다.

1장에서는 본 연구를 수행하게 된 동기 및 배경에 대해 기술하였다. 2장에서는 여러 개의 관절로 구성되는 손바닥 모델과 손가락 모델을 이용하여 사람의 손 모델을 생성하는 방법에 대해 기술한다. 3장에서는 생성된 관절 기반의 손 모델을 이용하여 입력되는 3차원의 깊이 정보로부터 사람의 손 영역만을 검출하는 방법에 대해 기술한다. 그리고 4장에서는 제시된 손 영역 검출 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 수행한 실험결과를 보여준다. 마지막으로 5장에서는 결론 및 본 연구의 향후 계획을 기술한다.

## 2. 손 모델의 정의

본 논문에서 정의하고 있는 손 모델 H는 Fig. 2에서 나와 있는 것과 같이 21개의 손 관절(joint)로 이루어져 있으며, 기본적으로 계층적인 구성으로 되어 있다. 다시 말해, 손 모델 H는 손바닥(palm) 모델 P와 손가락(finger) 모델 F의 2가지 모델로 구성된다. 그리고 P는 6개의 손바닥 관절을 포함하고 있으며, F는 15개의 손가락 관절을 포함하고 있다.

본 논문에서 손바닥 모델 P는 손목관절  $P_0$ 와 다섯 개의 중수 지절 관절(MCP: metacarpophalangeal joint)로 구성된다. 즉, P는  $P_m(m=0, 1, \dots, 5)$ 으로 표현된다. 그리고 본 논문에서 정의한 손가락 모델 F는  $F_n(n=0, 1, \dots, 4)$ 으로 표시된다. 여기에서  $F_n$ 은 원위 지절 관절(DIP: distal interphalangeal joint), 근위 지절 관절(PIP:

proximal interphalangeal point), 손가락 끝(TIP: finger tip)으로 표현된다. 또한 TIP는 사실상 관절은 아니나 TIP에서 DIP에 대응하는 뼈대의 위치와 길이를 나타내기 위해서 본 논문에서는 관절로 표현된다.

본 논문에서 정의된 손 모델은 총 26 자유도(degree of freedom)를 가지도록 정의된다. 우선 손목관절  $P_0$ 는 전체적인 손의 회전을 표현하도록 6 자유도를 갖는다. 그리고 MCP는 신전(extension)과 굴곡(flexion), 외전(abduction)과 내전(adduction)을 표현하는 2 자유도로 기술된다. 그리고 PIP와 DIP는 1 자유도를 갖는다. 또한 TIP는 이동할 수 없으므로 0 자유도를 갖는다.

본 논문에서 정의된 손 모델에서 손목관절  $P_0$  이외의 나머지 관절들의 회전 정보와 위치 정보는  $P_0$ 의 자유도에 의존적일 수밖에 없다. 그리고 정의된 손가락 관절  $F_n$ 의 회전과 위치는 손바닥 관절의 MCP에 의존적이 된다. 따라서 손 영역을 추출한 후에 손의 자세를 추정할 때에는, 손바닥 관절  $P_m$ 을 우선적으로 추출한 다음, 추출된 손바닥 관절을 활용하여 손가락 관절  $F_n$ 을 추출하는 것이 바람직하다. 또한, 일반적으로 손바닥 관절  $P_m$ 은 손가락 관절  $F_n$ 보다 비교적 복잡하지 않으며 모양의 변화도 크지 않기 때문에 추출 및 자세 추정이 보다 쉽다. Fig. 3은 손 영역에 대한 3차원의 깊이 영상의 예를 보여준다.



Fig. 3. An example of a depth image

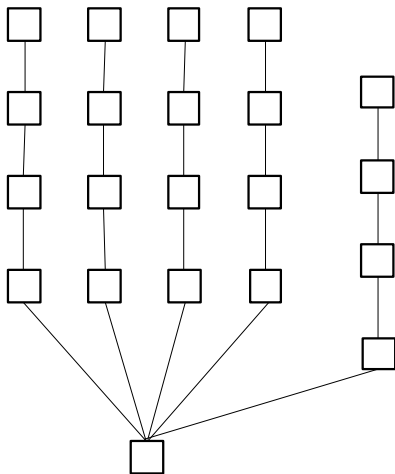


Fig. 2. Hand model

## 3. 분할을 통한 손 영역 검출

본 절에서는 카메라로부터 입력되는 3차원의 깊이 특징과 색상 특징을 분석하여 사람의 손 영역만을 강인하게 검출하는 알고리즘에 대해 기술한다. 일반적으로 3차원의 깊이 데이터는 0에서 255사이의 값으로 표현되며, 보통 포인트 클라우드(point cloud)라고 불린다[17]. 그리고 이런 포인트 클라우드 데이터를 다른 특징과 함께 효과적으로 분할하면 원하는 대상 객체를 강인하게 추출할 수 있다[18].

본 논문에서 먼저 식 (1)을 이용하여 받아들인 RGB

모델 기반의 컬러 영상을 YCbCr 색상 모델로 변경한다. 일반적으로 YCbCr 색상 공간은 RGB 색상 공간에 비해 사람의 피부 색상 영역을 보다 용이하게 검출할 수 있는 공간이라고 잘 알려져 있다.

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.533 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112 \\ 122 & -93.786 & -84.214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

그리고 식 (2)와 같이 사전에 정의된 타원형의 피부 색상 분포 모델을 이용하여, 입력되는 컬러 영상으로부터 배경과 같은 나머지 영역들은 모두 제거하고 사람의 피부 영역 화소들만을 정확하게 검출한다.

$$\frac{(x - ec_x)^2}{a^2} + \frac{(y - ec_y)^2}{b^2} \leq 1 \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C'_b - c_x \\ C'_r - c_y \end{bmatrix}$$

본 논문에서는 CbCr 공간이 아니라 Cb'Cr' 공간, 즉 색상이 명도의 변화에 최대한 영향을 받지 않도록 보정된 공간에서 타원형의 피부 색상 분포 모델이 정의된다. 그리고 식 (2)에서 정의되는 인자들인  $c_x$ ,  $c_y$ ,  $a$ ,  $b$ ,  $\theta$ ,  $ec_x$ ,  $ec_y$  등은 Cb'Cr' 공간에서 군집화된 피부 색상 분포 화소 영역으로부터 반복적인 실험을 통해 검출되어 이용된다.

본 논문에서는 YCbCr 색상 특징을 이용하여 영상으로부터 피부 색상 분포 영역을 검출한 다음에는, 3차원의 깊이 특징을 분할(segmentation)하여 사람의 손이라고 추정되는 영역을 검출한다. 본 논문의 시스템 환경에서는 사람의 손 영역이 카메라를 기준으로 상대적으로 가장 근접하게 위치해 있다고 가정한다. 따라서 본 논문에서는 깊이 특징 중에서 크기가 상대적으로 작은, 그리고 동일한 레벨을 가지는 깊이 특징을 레이블링하여 사용한다. 즉, 식 (3)에서와 같이 피부 색상 분포 영역 중에서 깊이 특징이 상대적으로 작은, 다시 말해 카메라와 근접하게 위치해 있는 영역들을 손 영역의 후보(candidate)로 판단한다.

$$IM_{depth}(x, y)' = IM_{skin}(x, y) \cap IM_{depth}(x, y) \quad (3)$$

식 (3)에서  $IM_{skin}(x, y)$ 는 영상으로부터 피부 모델을 활용하여 추출한  $x, y$  위치에서의 피부 화소를 나타낸다.

그리고  $IM_{depth}(x, y)$ 는 동일한 레벨을 가지는 거리 특징을 레이블링한  $x, y$  위치에서의 거리 특징이다. 이와 같이 색상 정보와 거리 정보를 동시에 활용하면 배경 영역으로부터 잘못 검출되는 피부 색상 영역 등과 같은 오 검출을 상당수 줄일 수 있다.

이와 같이 색상과 거리 특징을 활용하여 손 영역의 후보들을 검출한 다음에는, 식 (4)와 같은 기하학적인 특징들을 활용하여 손 영역의 후보 중에서 실제적인 손 영역을 최종적으로 검출한다.

$$\Phi = \{F_{size}(R_i), F_{elongated}(R_i), F_{compact}(R_i)\} \quad (4)$$

$$F_{size}(R_i) = \frac{Num(R_i)}{IM_w \times IM_h}$$

$$F_{elongated}(R_i) = \frac{MER_h(R_i)}{MER_w(R_i)}$$

$$F_{compact}(R_i) = \frac{Num(R_i)}{MER_w(R_i) \times MER_h(R_i)}$$

식 (4)에서  $F_{size}(R_i)$ 는  $i$ 번째 후보 영역  $R_i$ 의 크기를 나타낸다. 그리고  $IM_w$ 와  $IM_h$ 는 영상의 가로 및 세로의 길이를 나타낸다.  $Num(R_i)$ 는 영역  $R_i$ 에 속한 화소의 개수를 나타낸다. 다시 말해, 후보 영역의 크기가 입력 영상의 전체 크기에 비해 일정 개수의 화소 이상이어야 한다는 의미이다.  $F_{elongated}(R_i)$ 는 영역  $R_i$ 의 연장도(elongatedness)를 나타낸다. 즉, 영역  $R_i$ 의 MER의 가로의 길이와 세로의 길이를 비율로서, 손 영역은 가로 또는 세로 방향으로 연장도가 한쪽으로 치우치지 말아야 한다는 의미이다.  $F_{compact}(R_i)$ 는 영역  $R_i$ 의 밀집도(compactness)를 나타낸다. 다시 말해, 밀집도는 해당되는 영역  $R_i$ 의 밀도가 얼마나 높은지를 나타낸다. 보통 손 영역은 밀집도가 높은 편이다.

결과적으로, 본 논문에서는 이전 단계에서 검출한 손의 후보 영역 중에서 후보 영역의 크기가 일정 수치 이상이어야 하고, 후보 영역의 연장도가 일정 수치 이내이어야 하며, 후보 영역의 밀집도가 일정 수치 이상이어야 실제적인 손 영역으로 판단한다.

#### 4. 실험결과

본 논문에서 실험을 위해서 사용한 개인용 컴퓨터는 인텔사의 i7-2600의 CPU와 삼성사의 DDR3 8GB의 메

모리로 구성되었으며, 운영체제로는 마이크로소프트사의 윈도우 10을 사용하였다. 그리고 Nvidia Geforce 1070 GPU을 사용하였다. 또한, 본 논문에서 제안된 손 영역 검출 방법을 구현하기 위해 사용한 프로그래밍 도구로는 마이크로소프트사의 비주얼 C++ 2013과 OpenCV 3.1이다. 또한, Kinect v2 깊이 카메라를 사용하여 특정한 제약사항이 없는 다양한 실내외의 환경에서 3차원의 깊이 영상을 획득하여 처리하였다.

Fig. 4 (a)는 본 논문에서 사용한 사람의 손 영역이 포함되어 있는 입력된 컬러 영상들의 예를 보여준다. 그리고 Fig. 4 (b)는 입력된 영상으로부터 본 논문에서 제안된 알고리즘을 적용하여 검출한 배경을 제외한 사람의 손 영역들만을 보여준다.

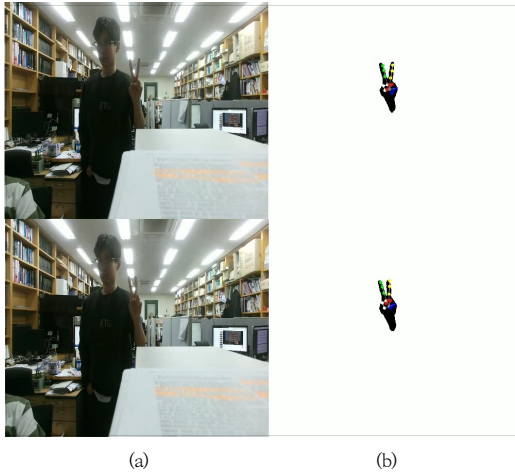


Fig. 4. Hand region extraction  
(a) Input image (b) Extracted hand region

본 논문에서는 정확도 관점에서 제안된 손 영역 추출 알고리즘의 성능을 평가 및 비교하였다. 본 논문에서는 받아들인 깊이 영상에서 올바르게 추출된 사람의 손 영역들의 개수와, 입력된 영상들에 존재하는 전체적인 손 영역의 개수와의 비율을 백분율(%)로 표시한 식 (5)와 같은 평가 척도(measure)를 사용하였다. 식 (5)에서  $HAND_{detected}$ 는 제시된 방법을 사용하여 정확하게 추출된 사람의 손 영역들의 개수를 표현한다. 그리고  $HAND_{total}$ 은 입력 영상에 존재하는 사람의 손 영역들의 전체적인 개수를 표현한다. 본 논문에서 정의한 정확도 척도  $T_{accuracy}$ 는 다음의 식에서 정의된 대로 백분율로 정의되어진다.

$$T_{accuracy} = \frac{HAND_{detected}}{HAND_{total}} \times 100 \quad (\%) \quad (5)$$

Fig. 5는 본 논문에서 제안된 관절 기반의 모델을 사용한 손 영역 추출 알고리즘의 정확도 측면에서의 성능 비교 결과를 그래프로 나타내고 있다. 본 논문에서는 색상 기반의 단순한 임계화(thresholding)를 사용하는 기존의 방법과 제안된 방법을 비교 평가하였다. Fig. 5에서 확인할 수 있듯이 본 논문에서 제안된 알고리즘이 기존의 방법에 비해서 보다 강인하게 손 영역을 검출한다는 것을 확인할 수 있다.

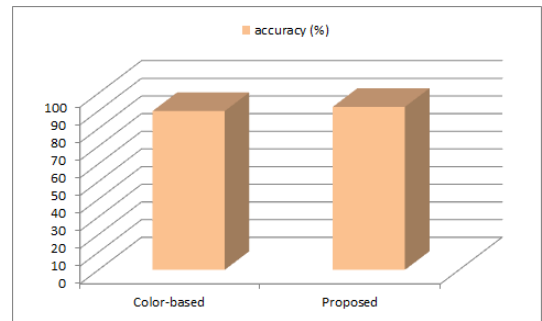


Fig. 5. Performance evaluation

다시 말해, 컬러 특징 기반의 단순한 임계화를 수행하는 방법은 손 모델의 부재로 인해 손 영역에 해당하는 화소 값들을 정확하게 분할하는 데에는 한계가 존재하였다. 그리고 2차원의 컬러 특징만을 사용하여 사람의 손 영역을 검출하는 과정에서는 특징 값이 풍부하지 못하여 손 영역이 아닌 부분들이 손 영역으로 검출되는 많은 오검출이 발생하였다. 그러나 제안된 알고리즘은 관절 기반의 손 모델을 활용하였고, R, G, B 컬러 특징뿐만 아니라 3차원의 깊이 특징을 동시에 고려하여 효과적으로 특징 값들을 분할함으로써 입력되는 영상으로부터 손 영역만을 보다 강인하게 검출할 수 있었다.

## 5. 결론

최근 들어 키보드와 마우스와 같은 별도의 하드웨어 장치를 사용하는 대신 사람의 제스처와 같이 보다 자연스러운 휴먼 컴퓨터 인터페이스에 대한 사용자들의 요구가 점점 더 증가하고 있다. 따라서 이런 자연스러운 인터

페이스를 효과적으로 구현하기 위한 영상처리 및 컴퓨터 비전과 관련된 많은 연구가 필요한 실정이다.

본 논문에서는 연속적으로 입력되는 3차원의 깊이 데이터를 받아들인 다음 손 모델을 정의하고, 정의된 손 모델을 기반으로 사람의 손 영역만을 강인하게 검출하는 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안된 방법에서는 먼저 21개의 관절을 사용하여 손 모델을 정의하였다. 본 논문에서 정의한 손 모델은 6개의 손바닥 관절을 포함하는 손바닥 모델과 15개의 손가락 관절을 포함하는 손가락 모델로 구성된다. 그런 다음, 입력되는 포인트 클라우드 데이터를 적응적으로 이진화하여 배경과 같은 비관심 영역들은 효과적으로 제외하고, 관심 영역인 사람의 손 영역만을 정확하게 추출하였다. 본 논문의 실험 결과에서는 제안된 알고리즘이 입력되는 다양한 종류의 깊이 영상으로부터 사람의 손 영역만을 강인하게 검출한다는 것을 보여주었다.

향후에는 본 논문에서 제시된 사람의 손 영역 검출 알고리즘을 보다 다양한 실내외 환경에서 촬영된 깊이 입력 영상들에 적용하여 제시된 방법의 강인성을 보다 체계적으로 검토할 계획이다. 그리고 본 논문에서 개발된 손 영역 추출 알고리즘에서 사용한 여러 가지의 인자들을 반복적인 튜닝을 통해 안정화할 계획이며, 본 논문에서 추출된 사람의 손 영역을 확장하여 움직이는 손의 자세(pose)를 효율적으로 추정할 계획이다.

## References

- [1] T. G. Gonçalves, K. M. Oliveira, and C. Kolski, "Identifying HCI approaches to support CMMI-DEV for interactive system development," *Computer Standards and Interfaces*, Vol.58, pp.53-86, May 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.csi.2017.12.003>
- [2] J. S. Kim and H. K. Bahn, "Analysis of Users' Gestures by Application in Smartphone Touch Interfaces" *Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, Vol.15, No.2, pp.9-14, 2015. DOI : <http://dx.doi.org/10.7236/IIBC.2015.15.2.9>
- [3] S. S. Kim, "Ranking Artificial Bee Colony for Design of Wireless Sensor Network", *Journal of Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, Vol.42, No.1, pp.87-94, 2019. DOI : <https://doi.org/10.11627/ikise.2019.42.1.087>
- [4] J. Y. Chang, S. M. Hong, D. M. Son, H. J. Yoo, and H. W. Ahn, "Development of Real-time Video Surveillance System Using the Intelligent Behavior Recognition Technique", *Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, Vol.19, No.2, pp.161-168, 2019. DOI : <https://doi.org/10.7236/IIBC.2019.19.2.161>
- [5] D. K. Shin, M. U. Ahmed, J. W. Kim, and P. K. Rhee, "Open set Object Detection combining Multi-branch Tree and ASSL", *Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, Vol.18, No.5, pp.171-177, 2018. DOI : <https://doi.org/10.7236/IIBC.2018.18.5.171>
- [6] T. Vuletic, A. Duffy, L. Hay, C. McTeague, and M. Grealy, "Systematic literature review of hand gestures used in human computer interaction interfaces," *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol.129, pp.74-94, Sep. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2019.03.011>
- [7] M. S. Jang and W. B. Lee, "Implementation of Hand-Gesture Interface to manipulate a 3D Object of Augmented Reality", *Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, Vol.16, No.4, pp.117-123, 2016. DOI : <http://dx.doi.org/10.7236/IIBC.2016.16.4.117>
- [8] J. S. Kim, J. Y. Jeong, and J. H. Lee, "Optimizing Work-In-Process Parameter using Genetic Algorithm", *Journal of Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, Vol.40, No.1, pp.78-86, 2017. DOI : <https://doi.org/10.11627/ikise.2017.40.1.079>
- [9] Q. Fan, X. Shen, Y. Hu, and C. Yu, "Simple very deep convolutional network for robust hand pose regression from a single depth image," *Pattern Recognition Letters*, Vol.119, pp.205-213, Mar. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2017.10.019>
- [10] M. Imran and C. W. Kang, "A Synchronized Job Assignment Model for Manual Assembly Lines Using Multi-Objective Simulation Integrated Hybrid Genetic Algorithm (MO-SHGA)", *Journal of Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, Vol.40, No.4, pp.211-11, 2017. DOI : <https://doi.org/10.11627/ikise.2017.40.4.211>
- [11] D. J. Shin, J. H. Park, J. H. Kim, K. J. Kwak, J. M. Park, and J. J. Kim, "Big Data-based Sensor Data Processing and Analysis for IoT Environment", *Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, Vol.19, No.1, pp.117-126, 2019. DOI : <https://doi.org/10.7236/IIBC.2019.19.1.117>
- [12] A. T. S. Chan, H. V. Leong, and S. H. Kong, "Real-time Tracking of Hand Gestures for Interactive Game Design," *Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, Seoul, Korea, pp.98-103, Jul. 2009. DOI: [10.1109/ISIE.2009.5219910](https://doi.org/10.1109/ISIE.2009.5219910)
- [13] Q. D. Smedt, H. Wannous, and J.-P. Vandeborre, "Skeleton-based dynamic hand gesture recognition", *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, Las Vegas, USA, Jun. 2016. DOI: [10.1109/CVPRW.2016.153](https://doi.org/10.1109/CVPRW.2016.153)

- [14] S. Sridhar, F. Mueller, A. Oulasvirta, and C. Theobalt, "Fast and robust hand tracking using detection-guided optimization," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Boston, USA, pp. 3213-3221, Jun. 2015.  
DOI: [10.1109/CVPR.2015.7298941](https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298941)
- [15] X. Suau, M. Alcoverro, A. L. Mendez, J. R. Hidalgo, and J. R. Casas, "Real-time fingertip localization conditioned on hand gesture classification," *Image and Vision Computing*, Vol.32, No.8, pp.522-532, Aug. 2014.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2014.04.015>
- [16] H. Tang, H. Liu, W. Xiao, and N. Sebe, "Fast and robust dynamic hand gesture recognition via key frames extraction and feature fusion," *Neurocomputing*, Vol.331, pp.424-433, Feb. 2019.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.11.038>
- [17] A. Pujol-Miro, J. R. Casas, and J. Ruiz-Hidalgo, "Correspondence matching in unorganized 3D point clouds using convolutional neural networks," *Image and Vision Computing*, Vol.83, pp.51-60, Mar. 2019.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2019.02.013>
- [18] Y. Ben-Shabat, T. Avraham, M. Lindenbaum, and A. Fischer, "Graph based over-segmentation methods for 3D point clouds," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.174, pp.12-23, Sep. 2018.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2018.06.004>

장 석 우(Seok-Woo Jang)

[종신회원]



- 1995년 2월 : 숭실대학교 전자계산학과 (공학사)
- 1997년 2월 : 숭실대학교 일반대학원 컴퓨터학과 (공학석사)
- 2000년 8월 : 숭실대학교 일반대학원 컴퓨터학과 (공학박사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 안양대학교 소프트웨어학과 교수

<관심분야>

로봇비전, 증강현실, HCI, 비디오 색인 및 검색, 등

김 설 호(Sul-Ho Kim)

[정회원]



- 2010년 2월 : 한경대학교 컴퓨터 과학과 (공학사)
- 2012년 2월 : 숭실대학교 소프트웨어학부 (공학석사)
- 2017년 8월 : 숭실대학교 소프트웨어학부 (공학박사)

<관심분야>

패턴인식, 컴퓨터비전, 영상처리 등

김 계 영(Gye-Young Kim)

[정회원]



- 1990년 2월 : 숭실대학교 전자계산학과 (공학사)
- 1992년 2월 : 숭실대학교 컴퓨터 학과 (공학석사)
- 1996년 2월 : 숭실대학교 컴퓨터 학과 (공학박사)
- 2001년 3월 ~ 현재 : 숭실대학교 소프트웨어학부 교수

<관심분야>

컴퓨터비전, 생체인식, 증강현실, 신호처리 등