# HMM을 이용한 자연스러운 손동작 인식

# Recognition of Natural Hand Gesture by Using HMM

김아람·이상용<sup>†</sup> A-Ram Kim and Sang-Yong Rhee<sup>†</sup>

#### 경남대학교 컴퓨터공학과

#### 요 약

본 논문에서는 모바일 로봇이 자연스러운 손동작을 은닉 마르코프 모델(HMM: hidden markov model)을 이용하여 인식해 원하는 명령을 수행하는 방법을 제안한다. 기존의 손동작 기반 로봇 제어 방식은 정해진 몇 종류의 제스처를 사용했었고, 따라서 지시동작이 자연스럽지 않았다. 또한 정해진 제스처를 미리 공부해야하여 불편했었다. 이러한 문제를 해결하기 위해 손동작을 인식하는 방법에 대한 많은 연구가 활발히 진행되고 있다. 본 논문에서는 3차원 카메라를 사용해 색상 데이터와 깊이 데이터를 얻어서, 사람의 손을 검색하고 그 동작을 인식한다. 여기서 동작을 인식하는 방법으로 HMM을 사용하였으며, 인식된 결과를 로봇에게 전달하여 원하는 방향으로 이동시킨다.

키워드: 자연스러운 손동작, 키넥트 센서, 거리 영상, 은닉 마르코프 모델, 동작 인식, 모바일 로봇 제어

#### **Abstract**

In this paper, we propose a method that gives motion command to a mobile robot to recognize human being's hand gesture. Former way of the robot-controlling system with the movement of hand used several kinds of pre-arranged gesture, therefore the ordering motion was unnatural. Also it forced people to study the pre-arranged gesture, making it more inconvenient. To solve this problem, there are many researches going on trying to figure out another way to make the machine to recognize the movement of the hand. In this paper, we used third-dimensional camera to obtain the color and depth data, which can be used to search the human hand and recognize its movement based on it. We used HMM method to make the proposed system to perceive the movement, then the observed data transfers to the robot making it to move at the direction where we want it to be.

Key words: Natural hand gesture, Kinect sensor, Depth image, Hidden markov model, Gesture recognition, Mobile robot control

# 1. 서 론

최근 인간과 기계 사이의 인터페이스를 위하여 많은 기술들이 개발되고 있다. 현대사회에서 컴퓨터 혹은 컴퓨터화 된 기계가 많이 쓰이면서 기존 인터페이스 방법인 키보드나 마우스와 같은 스위치 기반 혹은 포인팅디바이스들의 단점을 극복한 인터페이스들이 연구되고있다[1-3]. 인간과 로봇사이에는 보다 자연스러운 의사소통 방법이 요구되는데, 인간은 의사소통의 수단으로음성을 많이 이용하지만, 음성과 함께 몸동작도 많이 사용하고 있다. 기존의 연구에 따르면 사람은 80% 이상의정보를 시각을 통해서 획득하므로 시각적 인터페이스는

다양한 인터페이스 방법 중에서 사람들에게 가장 익숙하고 편리한 방법으로 생각되고 있다[3].
지능형 로보에 카메라 시스템이 기보적으로 석치되어

지능형 로봇엔 카메라 시스템이 기본적으로 설치되어 있어서, 장치를 추가적으로 장착하지 않아도 된다는 장점을 가지고 있다. 따라서 많은 연구들이 로봇과 인간 사이에 인터페이스로, 시각적 인터페이스를 채택하고 있다[3].

기존의 많은 연구들은 2차원 영상 데이터를 사용하여 손의 모양이나 손동작을 연구하고 있다[3]. 하나의 카메라를 사용하는 2차원 영상 데이터는 경제적이라는 장점은 있으나, 현실에 사용할 때, 다양한 환경의 변화에 따른 강인성이 부족하다는 한계가 존재하여 기존의 동작인식 방법은 주로 고정된 장소에서 정해진 손동작 또는 몸동작을 사용하고 있다. 그리고 2차원 영상을 기반으로처리를 할 경우 인체는 매우 복잡한 3차원 관절구조를지나고 있기 때문에 손의 인식되는 각도와 형태에 따라서 더 많은 경우의 수가 나타나 인식에 어려움이 있다.

또한 이러한 방법들은 손가락의 모양, 혹은 사용방법을 미리 알고 있어야 했고, 손가락을 몇 개 폈느냐에 따라 다른 명령이어서, 명령들 사이에 차별성이 부족하여 제어가 불편하고, 인간과 인간과의 의사소통과는 다른, 자연스럽지 않은 동작을 사용하는 불편함이 존재하고

접수일자: 2012년 4월 20일

심사(수정)일자: 2012년 8월 17일 게재확정일자 : 2012년 8월 18일

† 교신 저자

본 논문은 본 학회 2011년도 추계학술대회에서 선정된 우수논문입니다.

본 연구는 2011년도 경남대학교 학술연구장려금 지원으로 이루어졌음.

있었다[4,5].

본 논문에서는 쉽고 정확하게 로봇을 제어하는 문제를 해결하기 위해, 3차원 거리영상 데이터를 사용해 사람들이 실생활에서 사용되는 것 같은 자연스러운 손동작으로 로봇을 제어하게 한다[6]. 자연스러운 손동작이란 사람들이 일반적으로 사용하는 손동작을 말하며 특별히 정의된 손동작을 배우지 않아도 로봇을 쉽게 제어하게 해준다. 입력된 3차원 거리영상에서, 자연스러운손동작들로 정의된 모델들을 은닉 마르코프 모델을 이용하여 인식한 후, 로봇에게 이동명령을 보낸다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 기존의 시각 기반 동작 인식 방법을 이용한 로봇제어방법의 장단점을 2장에서 설 명하고, 3장에서 손동작을 이용한 로봇 제어 방법을 설명 한다. 4장에서는 제안한 시스템의 실험과 결과를 보이고, 마지막으로 5장에서 연구에 대한 결론을 내린다.

# 2. 동작인식을 이용한 로봇 제어 방법들

#### 2.1 센서 기반 동작 인식

센서 기반 동작 인식은, 보다 정확한 인간의 움직임을 인식하기 위해 인체의 각 관절 부위에 센서 혹은 표식 (Marker)를 부착하여 움직임 정보(Motion Information)를 획득한다[1]. 그 후에 얻은 정보를 바탕으로 모델링된 캐릭터가 유사한 동작을 하거나, 데이터를 분석해 인식에 이용하는 방법이다. 이러한 모션 캡쳐 장비를 이용한 인식 방법은 장치를 사용하기 위한 준비과정이 복잡하고 사용자에게 거부감을 유발할 수 있으며 장비가 고가이며 제한적 환경에서만 사용이 가능하다는 단점을 가지고 있다.

#### 2.2 시각 기반 영상정보를 사용한 동작 인식

시각 기반의 영상 정보를 이용한 동작 인식 방법은 사용자의 신체에 센서나 표식 등을 부착하지 않고, 카메라를 통해 얻은 영상을 분석하여 획득한 객체의 특징 정보를 기반으로 동작을 인식한다. 고정된 카메라를 이용하여 영상 정보를 얻는 방법과 로봇에 카메라를 장착하여 인식하는 방법이 있다. 여러 가지 명령에 해당하는 동작을 학습시켜 놓은 후, 학습된 동작을 인식하여 해당되는 명령을 로봇에게 전달해 로봇을 움직이게 하는 방법과 영상에서 각 관절 정보를 획득하여 휴머노이드 로봇에게 인간이 한 행동을 따라서 하게 하는 연구 등이활발히 진행되고 있다[8-10].

이러한 연구에서 사용하는 특징들은 기하학적 특징, 형태학적 특징, 시간변화에서 추출된 특징 등이 있다. 첫 번째 기하학적 특징을 이용하는 방법은 경계값, 위치 정보, 모서리의 수 등을 추출해, 미리 준비된 모델의 자료와 인식할 손동작 모델의 값과 비교하는 방법이다. 기하학적 특징을 이용하는 방법에는 정해진 몇 종류의 손 동작을 인식해서 로봇에게 명령을 내리는 방식과 손가락 개수를 세서 인식하는 방식 등이 있으며 여러 가지 동작과 복잡한 동작에 대한 특징 추출이 어렵고 사용자가 해당 동작을 미리 인지하고 연습해야하는 불편함이 있다.

두 번째, 형태학적 특징을 이용하는 방법은 카메라를 통해 얻은 영상에서 움직임이 일어나는 흔적을 추적하 여 하나의 영상으로 만들고, 이 영상에서 정보를 추출, 이용하는 방법이다. 입력되는 영상으로부터 MHI(Motion History Image)를 만들고, 기울기 영상을 추출한 다음 각각의 기울기 영상에 형태 문맥 기법(Shape Context Method)을 적용해 형태 정보를 추출하고 특징 값을 사용해 동작을 인식하는 방법이다[7]. 동작의 방향성을 인식할 수 있고 다수의 동작 인식이 가능하며 좋은 인식률을 가진다. 그리고 다른 방법들과 다르게 전신 동작을 인식한다는 장점과 좋은 인식 결과를 얻는다는 장점이 있으나, 조명과 배경 그리고 카메라의 움직임에 민감하다는 한계가 있다.

세 번째로 시간변화에서 추출된 특징을 이용하는 방법은 대상의 위치 정보를 시간에 따라 저장해서 저장된 동작의 패턴을 분석하여 패턴에 따른 동작을 구분하거나 분류하는 방법이다[11]. 일반적인 환경에서도 여러가지 동작을 쉽게 추출할 수 있는 장점이 있으나, 많은 영상을 이용하여 학습시켜야하는 어려움과 적당한 패턴을 모델링해야하는 단점이 있다.

### 3. 자연스런 손동작을 이용한 로봇 제어

#### 3.1 시스템 개요

본 연구에서는 마이크로소프트에서 만든 키넥트 센서로부터 3차원 거리 영상 데이터를 획득하고, 연속적으로획득한 두 영상의 차영상을 생성하여 활용한다. 키넥트 API는 움직이는 많은 물체들을 검출하는데 본 연구에서는 손을 검증해서 사용해야 하기 때문에 전처리 과정이필요하다.



그림 1. 시스템 순서도 Fig 1. System flowchart

키넥트 API는 인간의 몸을 골격화시켜주기 때문에, 골격화 된 정보를 토대로 손이 팔의 끝에 있다는 것을 예측할 수 있다. 하지만 동적 객체를 바탕으로 한 골격 화는 사람이 어떠한 물체를 들고 있거나 독특한 종류의 옷을 입으면 정확히 인식하지 못하는 단점이 존재하다. 따라서추가적인 정보가 필요하다. 키넥트 센서에는 색상 카메라가 있어서 색상 영상을 촬영할 수 있으므로 손 검출에 피부색 정보를 이용할 수 있다.

손을 검증한 후, 손을 추적한다. 움직이는 손에서 시작 위치, 움직인 경로, 속도, 가속도, 위치경로, 시작 위치와 끝나는 위치 등을 추출한다. 본 연구에서 사용자는 로봇 과 마주보고 있다는 가정을 하며, 명령을 위해 손을 앞으 로 뻗으면 손 영역 추적을 시작한다. 은닉 마르코프 모델 을 사용하여 손동작을 인식하여 로봇을 제어한다. 그림 1 은 본 연구에서 제안한 시스템의 전체 순서도이다.

#### 3.2 움직이는 객체 검출

움직이는 객체를 검출하기 위해 연속한 두 영상의 차를 이용한다. 여러 개의 동적 객체가 인식된다고 하더라도 동적 객체마다 번호를 매겨서 구분할 수 있기 때문에, 여러 사람이 동시 키넥트 센서 앞에 있어도 각 객체

간에 구분을 할 수 있다. 여러 사람의 동작을 인식하게 하는 것도 가능하지만, 그러한 경우 로봇에 혼란을 야기할 수 있으며, 명령의 연속성을 위하여 첫 번째 사용자만이 명령을 할 수 있게 설정한다.

움직이는 객체가 검출되면 키넥트 API는 캘리브레이션을 한 후, 움직이는 객체를 골격화 시켜준다. 이때 골격화 된 팔의 끝에 손이 있다는 걸 예측할 수 있다. 하지만 움직이는 객체가 사람이라는 보장을 할 수 없고, 만약 사람이 어떠한 물체를 들고 있다면 그 물체까지도 인식하여 골격화 된다. 따라서 본 연구에서는 골격화된물체의 끝부분을, 피부색 검출을 사용해 손으로 판단한다. 물론 색상이 있는 장갑을 낄 수도 있지만 본 연구의범위에서 제외하였다.

또한 키넥트 센서가 움직이는 객체의 전체를 볼 수 없다면 정확한 골격을 얻을 수는 없다. 본 연구에서는 해당 문제를 극복하기 위해 팬-틸트 장치를 사용하였다. 골격화를 통해서 얻은 신체의 위치 정보에서 신체의 중앙점이 영상의 가운데에 위치하고 있지 않다면, 키넥트센서가 장착된 팬-틸트 장치가 동작하여 영상의 중심에 객체가 오도록 키넥트센서가 움직이고, 객체의 전체를 볼 수 있도록 하게 한다.



그림 2. 컬러 영상 Fig 2. Color image

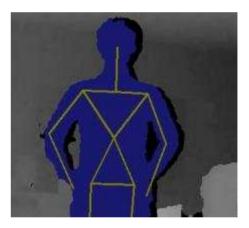


그림 4. 골격화 이미지 결과 Fig 4. Result of skeleton processing



그림 3. 객체 영상 Fig 3. Object image

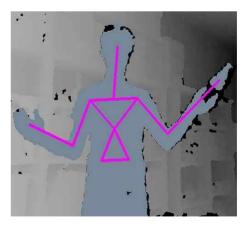


그림 5. 잘못된 골격화의 예 Fig 5. Example of incorrect skeleton processing

하지만 센서가 너무 가까이 있다면, 몸 전체 영상을 획득하는 것은 현재 시스템으로는 가능하지 않다. 추후로 키넥트 센서를 로봇에 장착하면 로봇이 뒤로 물러나는 등의 방법에 의해서 해결이 가능하다. 그림 2는 원본영상 이미지이고 그림 3은 동적 객체 검출한 영상이다. 그림 4는 동적 객체를 검출 한 후 객체를 골격화한 이미지를 보여주고 있다. 그림 5는 물체를 들고 있을 때잘못 인식된 골격화 이미지이다.

#### 3.3 컬러 데이터에서 피부색 추출

로봇에게 손을 이용하여 명령을 하기 위해서는 손이 몸의 앞에 있는 것이 일반적이다. 몸보다 앞에 있는 손 이 앞에 있다고 가정하되, 피부색을 이용하여 손인지 아 닌지를 검증하는 해야 한다.

본 연구에서는 피부색의 추출을 위하여 YCrCb 칼라모델을 사용하였다. RGB 모델의 경우 빛의 영향에 따른 값의 차이가 크기 때문에 조명이 자주 바뀌는 실외에서의 피부색 추출에는 적합하지가 않다. YCrCb 모델은 RGB 모델에 비해 빛의 영향을 적게 받기 때문에 RGB 모델보다 피부색을 추출하기에 유용하다.

상황 변화에 따른 적절한 피부색이 범위를 찾기 위해 획득된 컬러 데이터에서 피부색에 해당하는 부분을 우선적으로 추출하여 피부색으로만 이루어진 표본 데이터을 제작하였다. 피부색 샘플에서 구해진 각 요소별 최소최대값을 기준으로 임계값을 설정한 후 테스트 해본 결과, YCrCb 모델로 피부값 추출을 사용했을 시 낮에 따른 오차율이 존재함을 확인하여 밤과 낮에 따른 임계치를 다르게 설정하였다. 각각의 요소들의 최소값과 최대값을 구하여 일차적인 임계치로 결정하였다.

이렇게 구해진 임계값의 범위를 조금씩 변화하며 다수의 반복 실험에 적용시켜 피부색의 범위를 추출하였다. 그 후 피부색이 검출된 범위와 골격화 하여 얻어진 손의 위치를 비교하여 정확한 손의 위치를 추정한다. 그림 6은 원본 영상 이미지이고 그림 7은 손 추출 결과이미지이다.

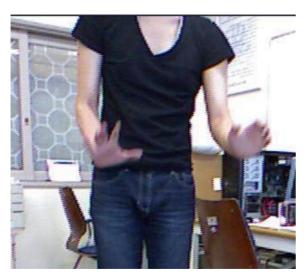


그림 6. 손을 추출하기 위한 컬러 영상 Fig 6. Color image to detect hands

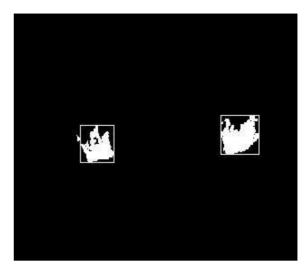


그림 7. 손 검출 결과 Fig 7. Result to detect hands

#### 3.4 손동작의 기본구성 요소

본 연구에서는 자연스러운 손동작을 사용한다. 사람들이 멀리 있어서 말하는 것을 듣지 못하거나 크게 이야기 할 수 없는 상황에 있을 때, 혹은 말을 하면서 동작을 함께 사용하는, 일반적으로 사용된다고 판단되는 여섯 가지 손동작을 사용한다.

여섯 가지 정의된 손동작을 표 1과 같이 8개의 기본 요소를 사용하였다. 8개의 기본요소는 왼쪽, 오른쪽, 아래, 위, 시계방향 회전의 윗 반원, 시계방향회전의 아랫 반원, 반시계방향회전의 아랫 반원, 반시계방향회전의 아랫 반원으로, 각각 "L, R, D, U, C1, C2, C3, C4"로 표현하였다. 동양과 서양 사이에는 '전진'과 '후진'이 반대이긴 하지만, 나머지 손동작은 동일하다. 본 논문에서는 오른손잡이가 왼손잡이보다 인구수가 많기 때문에지역 좌표계를 신체의 오른손에 맞추어 설계하였다.

표 1. 8개의 기본 요소와 합성된 손동작 Table 1. Eight primitives and hand gestures by compositing them

손동작 종류	기본요소의 문자적 표현	동작의 기본요소		
	LR	$\leftarrow \rightarrow$		
	RL	→ ←		
V	DU	1 1		
lacksquare	UD	1 1		
	C1C2	NV		
<b>O</b>	C3C4	VA		

# 3.5 손영상의 중점좌표를 이용한 파라미터 검출

손을 검증한 후에 시스템은 손 추적을 시작한다. 본 연구에서는 오른손의 중심을 계산하고 이전 프레임의 중심점의 차이를 사용한다. 손의 특징점을 추출하는 방 법은 시간 변화에 따른 손의 위치 변화를 취득한 다음 3차원 거리영상 데이터를 사용해 위치 변화를 재구성하였다. 그 후 데이터를 4개의 구간으로 분류하여 사용하였다. 3차원 거리영상 데이터를 사용해 짧은 거리에 대한 검출율을 높였으며 Z축 움직임에 대한 손동작도 해석이 가능하게 하였다.

본 연구에서는 손의 위치 변화에 따른 이동 속도, 가속도, 시작 위치, 마지막으로 종료 위치를 계속 반복하며 저장한다. 손이 여러 번 움직이는 경우는 이동속도가정확한지 그리고 어느 방향으로 움직인 것이 로봇 제어에 있어서 중요한 문제이다. 따라서 HMM을 사용해서손동작을 인식하게 되었을 때 로봇 제어를 위해 필요한파라미터를 저장한다.

#### 3.6 HMM을 이용한 손동작 인식

손동작을 인식하기 위해선 얻은 파라미터를 패턴화하고 패턴화된 데이터를 목적에 맞게 구조화하는 모델링과정이 필요하다. 시간적으로 상태가 천이가 있는 패턴들을 각각 본 논문에서는 패턴 모델링 방법으로서 음성인식에 자주 사용되는 HMM을 사용하였다. HMM은 관측이 불가능한 과정을 관측이 가능한 다른 과정으로 추정하는 이중 확률처리 모델이다. HMM은  $\lambda=(A,B,\pi)$ 로 모델링이 되는데, A는 상태 천이 확률 행렬, B는 관측 모델 확률 행렬.  $\pi$ 는 초기 상태 확률 행렬이다.

HMM을 실제로 적용하기 위해서는 다음과 같은 3가지 기본 문제가 해결되어야 한다.

- ① 확률 평가 문제 : 관측열  $O = \{o_1, o_2, \cdots, o_T\}$  과 여러 개의 HMM 모델  $\lambda = (A, B, \pi)$  에서 관측열이 출력될 확률  $P(O|\lambda)$  를 계산하는 문제이다.
- ② 최적 상태열 : 관측열  $O = \{o_1, o_2, \cdots, o_T\}$  과 HMM 모델  $\lambda = (A, B, \pi)$  에 대하여 관측열을 가장 잘 설명하는 최적 상태열  $Q = \{q_1, q_2, \cdots, q_n\}$  를 찾는 문제로 비터비 알고리즘을 이용해 해결할 수 있다.
- ③ 파라미터 추정 : 관측열  $O = \{o_1, o_2, \cdots, o_T\}$  에 대하여  $P(O|\lambda)$ 를 최대화 하는 모델  $\lambda = (A, B, \pi)$  의 파라미터를 추정하여 구하는 문제로, 바움-웰치 재추정 알고리즘에 의하여 해결된다.

앞 절에서 검출한 파라미터를 이용한 학습을 통해 상태 천이 확률 행렬과 관측 모델 확률 행렬의 값을 결정하며, 이를 바움-웰치 알고리즘을 사용해 HMM 데이터를 학습하고, 학습된 HMM 데이터와 찾고자 하는 손동작 데이터의 우도(likelihood)를 구하고 로그 우도(Log likelihood)의 최대가 되는 값을 인식 결과로 인식해 모바일 로봇에게 해당 명령을 블루투스로 전송한다.

### 4. 실험 결과

# 4.1 실험 환경

본 논문에서 제안한 방법을 실험하기 위하여 구현한 시스템은 다음과 같다. 마이크로소프트 비주얼 스튜디오 2008, OpenNI 1.4.0.2 그리고 OpenCV 2.2를 사용하였고, 키넥트 센서로부터 초당 30프레임으로 640x320 크기의 색상 영상과 3차원 거리 영상을 획득하였다. 실험에 사용된 PC는 영상처리, 동작인식 그리고 로봇 제어를 위한 PC 1대와 UMPC 1대 마지막으로 한울로보틱스에서 제작한 주행로봇 Hanuri-RD3를 사용하였다.

PC는 Core2Duo 2.83Ghz, 2GB 메모리의 사양이며, 로 봇은 3축 모션 컨트롤 보드와 2개의 바퀴, 16조 초음파 센서 제어 보드로 구성되어 있다. 이번 실험에서는 로봇 설계상의 문제로 인해 로봇에 키넥트 센서를 장착하지 못하여, 적절한 장소에 설치한 후 진행하였다.

따라서 시스템은 PC를 통해 명령을 받고 UMPC에 블루투스 통신을 사용해 해당 명령을 전송하면 UMPC는 로봇에게 명령을 전달한다. UMPC는 다른 어떠한 계산은 수행하지 않고 네트워크 연산만을 처리한다.

표 1에 나온 자연스러운 손동작과 단방향의 경우를 합하여 총 14개의 구성요소로 이루어진 손동작을 실험에 사용하였으며 각 손동작과 그 의미는 표 2에 정리하였다. 로봇은 두 개의 바퀴와 하나의 유동 바퀴를 가지고 있기 때문에 움직임에 제한이 있다. 즉, 오른쪽으로 이동하기를 원한다면 로봇의 바퀴를 회전시켜 가고자 하는 방향으로 정렬한 후에 로봇을 이동해야 한다. 그림 8은 사용된 키넥트 센서와 팬-틸트 장치이고, 실제시험에서 사용된 주행 로봇의 사진은 그림 9와 같다.

#### 4.2 동작 인식률 실험 결과

실험방법은 각 동작에 대하여 20회, 30회, 50회 반복실험하여 인식률을 산출했고, 또한 거리에 따른 오차를확인하기 위하여 1.4m, 3.3m 의 거리에서 각각 동작 인식실험을 수행하였다. 본 연구에서는 상체만을 인식하여사용하므로 상체가 명확히 인식되는 시점인 1.4m의 경우와 마이크로소프트사에서 지정한 키넥트의 적정 거리인 3~4m 사이인 3.3m 이다.

1. 표 2. 14 종류의 손동작과 그 의미 Table 2. Fourteen kinds of hand gestures and their meanings

	손동작 명령				
L	← 좌측 주행				
R	$\rightarrow$	우측 주행			
U	<b>↑</b>	전진			
D	$\downarrow$	후진			
LR	$\longleftrightarrow$	좌측 주행			
RL	→←	우측 주행			
UD	↑ ↓	전진			
DU	↓ ↑	후진			
C1	C	우회전			
C2	บ	우회전			
C3	S	좌회전			
C4	J	좌회전			
C1C2	$\Omega$ $\Omega$	우회전			
C3C4	กษ	좌회전			

은닉 마르코프 모델을 이용해 실험한 결과 모든 손동작은 85%~100% 사이의 인식률을 보였다. 주로 인식에 실패하는 경우는 동작에 대한 표현을 짧게 할 경우에 나타났다. 모든 동작을 수행했고 수행했을 때 인식률에 대한 데이터는 표 3과 같다.

동작이 많이 작고 반복이 없을 때 애매하게 잘리는 회전 동작과 같은 경우는 다른 동작들에 비해서 인식률이 떨어지는 단점이 발생하였다. 키넥트 센서의 특징상보다 가까운 거리는 명확하게 인식이 되지 않았다. 그외의 거리 차에는 인식률에 큰 차이를 보이지 않았으며거리에 따른 강인성이 높게 나타남을 확인할 수 있었다.



그림 8. 설치된 키넥트 센서와 팬-틸트 장치 Fig 8. Installed kinect sensor with a pan-tilt unit



그림 9. 실험에 사용된 로봇 Fig 9. Mobile robot for experiment

표 3. 동작 인식 결과 Table 3. The results of gesture recognition

	20회		30회		50회	
	1.4m	3.3m	1.4m	3.3m	1.4m	3.3m
전진	95%	95%	96%	100%	96%	100%
후진	90%	100%	96%	96%	94%	98%
좌측 주행	100%	95%	96%	96%	96%	92%
우측 주행	100%	100%	100%	96%	98%	96%
좌회전	90%	85%	93%	90%	92%	88%
우회전	95%	90%	93%	93%	92%	90%

## 5. 결 론

본 논문에서는 인위적으로 정한 손동작이 아닌, 사람들이 실제 생활에서 사용하는 자연스러운 손동작을 이용하여 로봇을 제어하는 방법을 제안했다. 키넥트 센서를 사용해 3차원 거리 영상 데이터와 색상 데이터 정보를 획득하고, 영상의 차이를 분석한 결과로 로봇을 제어할 수 있는 여러 가지 정보를 추출하였고 손 동작을 인식하기 위하여 HMM 알고리즘을 이용했다. 인식률은 평균 94.8%로 비교적 우수한 실험결과를 보여주었다.

사람의 경우에도 상대방의 손짓의 크기가 작으면 정확하게 어떤 동작을 지시하는지 알 수 없는 것과 같이, 본 연구에서도 작은 동작들을 인식하지 못하는 경우가 있었다. 추후 연구에서는 어느 정도 크기이상으로 손짓을 하는 것이 인식하기 좋은지에 대한 연구도 필요하다. 또한 이동할 방향 뿐만 아니라 이동할 위치를 지적하였을 때, 얼마나 정확하게 이동하는 지에 대한 연구도 수행할 계획이다.

#### References

- [1] Youngrae Kim, Eun Yi Kim, Jae Sik Chang, and Se Hyun Park, "Mobile Robot Control using Hand Shape Recognition," *Journal of Korean Electrical Engineering*, vol. 45, no. 4, pp. 34–40, 2008.
- [2] In Cheol Kim, "Recognition of 3D gesture using partially tuned composited hidden Markov models," International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, vol. 4, no. 2, pp. 236–240, 2004.
- [3] Seok-Ju Hong, and Chil-Woo Lee, "Human-Computer Interaction Survey for Intelligent Robot," *The Korea Contents Society*, vol. 4, no. 2, pp. 507-511, 2006.
- [4] Jong-Ho Kim, Yo-Seop Yun, Tae-Young Kim and Cheol-Su Lim, "Human Primitive Motion Recognition Based on the Hidden Markov Models." *Journal of Korea Multimedia Society*, vol. 12, no. 4, 2009.
- [5] Il-Myung Kim, Wan-Cheol Kim, Kyoung-Sil Yun and Jang-Myung Lee, "Navigation of a Mobile Robot Using Hand Gesture Recognition," *Journal of Control, Automation and Systems Engineering*, vol. 8, no. 7, pp. 599-606, 2002.
- [6] Chang-Duck Lee, Chil-Sung Im, Young-Taek Shim and Jin-Sook Won, *Narration Research for Happy Life*, 2000.
- [7] Sang-Kyoon Kim, "Gesture Recognition using MHI Shape Information," Korean Society of Computer Information, vol. 16, no. 4, pp. 1–13, 2011.
- [8] Hee-Deok Yang, A-Yeon Park, and Seong-Whan Lee, "Gesture Spotting and Recognition for Human Robot Interaction," *IEEE Transactions on Robots*, vol. 23, no. 2, pp. 256–270, 2007.
- [9] Akihiro Mimura, Shinichi Nishibe and Shohei Kato, "Kinetic Chained Throwing Humanoid Robots using

- Reinforcement Learning," *Proceedings of 12th International Symposium on Advanced Intelligent Systems*, pp. 188–191, 2011.
- [10] Akinori Wakabayashi, Satona Motomura and Shohei Kato, "Body Movement Control System for Humanoid Robot Based on Associative Motion Generation," *Proceedings of 12th International Symposium on Advanced Intelligent Systems*, pp. 192–195, 2011.
- [11] M. Elmezain, A. Al-Hamadi, J. Appenrodt and B. Michaelis, "A Hidden Markov Model-Based Continuous Gesture Recognition System for Hand Motion Trajectory," *ICPR 2008*, pp. 1-4, 2008.

# 저 자 소 개



김아람(A-Ram Kim)

2011년 : 경남대학교 컴퓨터공학부 공학사 2011년 ~ 현재 : 경남대학교 대학원 첨단공학과 석사과정

관심분야 : 지능형 로봇, 영상 처리, 패턴 인식

Phone : 010-3033-8856 E-mail : han0440@naver.com



이상용(Sang-Yong Rhee)

1982년 : 고려대 산업공학과 졸업. 1984년 : 고려대 대학원 산업공학과

(공학석사)

1992년: 포항공대 대학원 산업공학과

(공학박사)

1992년~현재: 경남대학교 컴퓨터공학부 교수

관심분야: 컴퓨터 비젼, 증강현실, 뉴로-퍼지, 지능 로봇

Phone : 055-249-2706

E-mail : syrhee@kyungnam.ac.kr E-mail : gdhong@hankook.ac.kr