

자연스런 손동작을 이용한 모바일 로봇의 동작제어

Motion Control of a Mobile Robot Using Natural Hand Gesture

김아람* · 이상용**†

A-Ram Kim, and Sang-Yong Rhee[†]

*경남대학교 첨단공학과, **경남대학교 컴퓨터공학과

Department of Advanced Engineering, Graduate School, Kyungnam University

[†] Department of Computer Engineering, Kyungnam University

요 약

오늘날 일상생활에서 인간과 함께 생활하는 로봇들은 자연스러운 의사소통 방법이 요구된다. 따라서 기존의 단순한 로봇 제어 방식을 이용하여 제어하는 것 보다 실제 사람과 상호작용 하는 것과 같은 방식의 제어방식이 요구되고 있다. 기존의 연구들은 사람의 행동 자체를 인식하는 것에 초점이 맞추어져 있어서 자연스러운 의사소통을 하기 어렵다. 본 논문에서는 모바일 로봇을 제어하는 방법으로 자연스러운 손동작을 은닉 마르코프 모델(HMM: hidden markov model) 과 퍼지추론을 이용하는 방법을 제안한다. 키넥트 센서를 이용해 색상 데이터와 깊이 데이터를 획득하고 사람의 손을 검색하고 HMM 과 Mamdani 퍼지추론을 이용하여 손동작을 인식한다. 인식된 결과를 로봇에게 전달하여 원하는 방향으로 이동시킨다.

키워드 : 자연스러운 손동작, 키넥트 센서, 거리 영상, 은닉 마르코프 모델, 퍼지 추론, 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, Mamdani Fuzzy Inference System, Gesture recognition, Mobile robot control

1. 서 론

기술의 발달과 함께 인간의 생활 가까이 다가온 지능형 서비스 로봇은, 인간과 의사소통이 필요하기에 기존 로봇과는 다른 의사소통방법이 필요하다. 사람과 로봇이 의사소통을 위하여 기존에 사용하던 방식은 센서 성능, 기술 등의 한계로 인하여 사람과 사람이 사용되는 방식

과는 다른, 제한적이며 비 자연스러운 의사전달을 사용해왔다. 근래에 이르러 그러한 키보드나 마우스 같은 스위치 기반 및 포인팅 디바이스를 이용한 단순한 로봇 제어 방식에서 벗어나 야닌 사람과 사람이 의사소통을 하는 것과 같은 방식의 인터페이스가 요구되고 있다[1].

사람들은 의사소통을 위하여 음성을 사용하는 언어적 의사소통이 방식을 많이 이용하지만, 언어적인 표현과 함께 비언어적인 표현도 많이 사용하고 있다. 비언어적인 표현의 대표적인 것은 손짓을 포함하는 몸짓(Gesture)이다. 사람은 80% 이상의 정보를 시각을 통해 획득하고 있기 때문에, 몸짓을 이용한 표현이 비언어적 표현의 55%를 차지하고 있는 것[2]은 어찌면 당연한 일 이지도 모른다. 몸짓의 장점 중에 하나는 매우 시끄러워서 소리를 이용한 의사소통이 어렵거나, 아니면 소리에 의한 의사소통이 다른 사람에게 알려지면 안되는 상황에서 사용할 수 있다는 것이다.

이러한 이유 때문에 손짓을 이용한 의사소통에 관심을 보여면서 연구가 진행되어 왔다. Okada 등[3]의 연구

접수일자: 2014년 1월 24일

심사(수정)일자: 2014년 2월 12일

게재확정일자 : 2014년 2월 16일

† Corresponding author

본 연구는 2012년도 경남대학교 학술연구장려금 지원으로 이루어졌음.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

는 센서기반으로 연구를 수행하였다. 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. 그 후에 얻은 정보를 바탕으로 모델링 된 캐릭터가 유사한 동작을 하거나, 데이터를 분석해 인식에 이용하는 방법이다. 이러한 모션 캡처 장비를 이용한 인식 방법은 장치를 사용하기 위한 준비과정이 복잡하고 사용자에게 거부감을 유발할 수 있으며 장비가 고가이며 제한적 환경에서만 사용이 가능하다는 단점을 가지고 있다. Bedregal et al [4]은 손에 고성능의 데이터 글로브를 끼고, 손의 각 관절의 각도, 손가락과 손가락 사이의 벌려진 정도의 데이터를 입력받아서 퍼지규칙을 사용하여 손짓을 인식하였다. 역시 고가의 장비가 있어야 하기에 현실의 적용이 쉽다고 할 수 없다.

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. 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 따라하게 하는 연구 등이 활발히 진행되고 있다[5~9].

이러한 연구에서 사용하는 특징들은 기하학적 특징, 형태학적 특징, 시간변화에서 추출된 특징 등이 있다 [10]. 첫 번째 기하학적 특징을 이용하는 방법은 경계값, 위치정보, 모서리의 수 등을 추출해, 미리 준비된 모델의 자료와 인식할 손동작 모델의 값과 비교하는 방법이다. 기하학적 특징을 이용하는 방법에는 정해진 몇 종류의 손동작을 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 추적하여 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[11]. 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[12,13]. 일반적인 환경에서도 여러 가지 동작을 쉽게 추출할 수 있는 장점이 있으나, 많은 영상을 이용하여 학습시켜야하는 어려움과 적당한 패턴을 모델링해야하는 단점이 있다.

이러한 기존 연구들의 공통적인 단점은 일반적으로

사람 간의 의사소통과는 다른, 자연스럽지 못한 의사소통 방식이라는 것이다. 즉, 각 연구별로 일정한 손짓 패턴을 미리 정해놓고, 그것을 인식하는 연구를 진행했다는 것이다. 따라서 사람들에게 아무 교육 없이 사용할 수 없다는 것이다. 또한 사람과 사람 사이에서는 손짓의 크기, 빠르기, 반복 횟수가 의미를 가진다. 즉, 손짓을 천천히 혹은 빨리 하면, 천천히 혹은 빨리 움직이겠다는 의미를 여러 번 반복하면 빨리 움직이거나 강조하는 의미를 지니는데 그러한 정보를 고려한 연구는 거의 없는 실정이다.

따라서 본 연구에서는 기존의 문제점을 해결하고, 기존의 연구에서 거의 고려하지 않은 손을 움직이는 거리와 속도, 그리고 반복횟수를 고려하여, 인간과 로봇이 자연스럽게 의사소통할 수 있도록 실생활에서 사용하는 손동작을 이용해 로봇을 제어하는 방안을 제시한다. 키넥트 센서를 이용해 색상 데이터와 3차원 거리영상 데이터를 획득하고, 획득한 데이터로부터 손동작을 관찰한 패턴을 은닉 마르코프 모델을 이용해 손동작을 분석해 이동방향을 결정하고 Mamdani 퍼지이론을 이용해 이동속도를 결정하여 로봇을 제어하는 시스템을 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성한다. 2장에서는 모바일 로봇의 제어를 위해 은닉 마르코프 모델과 Mamdani 퍼지이론을 이용하는 방법을 제시한다. 3장에서는 제안한 시스템의 실험과 결과를 보이고, 4장에서 연구에 대한 결론을 내린다.

2. 자연스런 손동작을 이용한 로봇 제어

2.1 시스템 개요

본 연구에서는 사람과 사람사이에서 사용하는 것과 같은 자연스러운 손짓 인식을 하기 위하여, HMM과 퍼지 논리를 이용해서 로봇이 손짓을 인식하도록 하는 방법을 제안한다. 먼저 로봇에 장착된 키넥트 센서를 사용해서 실시간으로 색상 데이터와 3차원 거리 영상 데이터를 획득한다. 거리 영상의 차영상(difference image)에서 동적 객체들을 파악하고, 사람의 형상과 비슷한 객체를 골격화(Skeletonization)를 한다. 골격화 한 객체의 팔 끝에 있는 것이 손이지만, 정확한 위치를 판단하기 위하여 피부색 검출을 사용해 손을 검증한다.

본 연구에서는 로봇이 사용자를 쳐다보고 있다는 가정을 하며, 로봇에게 명령을 내리기 위해 손을 앞으로 내밀면 손을 추적해 시작 위치, 움직인 경로, 속도, 가속도, 종료 위치를 실시간으로 저장한다. 로봇은 획득한 손짓 정보를 은닉 마르코프 모델과 Mamdani 퍼지 추론을 사용하여 이동거리, 방향과 속력을 결정하여 이동한다. 그림 1은 제안하는 시스템의 구성을 보여준다.

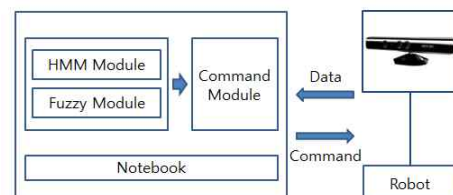


그림 1. 제안하는 시스템 구성
Fig. 1. The Proposed System Overview

2.2 움직이는 객체 검출

움직이는 객체를 검출하기 위해 연속적인 두 장의 영상의 차이를 이용한다. 차영상을 이용하여 여러 개의 움직이는 객체가 인식된다고 하더라도, 각 객체마다 고유 번호를 부여하여 구분할 수 있기 때문에, 여러 사람이 동시에 키넥트 센서 앞에서 움직여도 객체를 구분할 수 있다. 여러 사람의 손짓을 동시에 인식하게 하는 것도 가능하지만, 그러한 경우 로봇이 혼란을 야기할 수 있으며, 명령의 연속성을 방지하기 위하여 로봇과의 거리가 가까운 첫 번째 사용자만의 손동작을 인식할 수 있게 설정한다.

움직이는 객체가 검출되면 키넥트 SDK는 캘리브레이션 후, 움직이는 객체를 골격화 한다. 이때 골격화된 팔의 끝에 손이 있다는 걸 예측할 수 있다. 하지만 움직이는 객체가 사람이라는 보장을 할 수 없고, 사람이라 인식할 수 없는 움직였던 객체까지 때때로 사람이라 인식해 골격화를 한다. 만약 사람이 어떠한 물체를 들고 있다면 그 물체까지도 인식하여 골격화를 한다. 따라서 본 연구에서는 골격화 된 물체의 끝부분을, 피부색 검출을 사용해 손으로 판단한다. 물론 색상이 있는 장갑을 낄 수도 있지만 본 연구의 범위에서 제외하였다.

또한 키넥트 센서가 움직이는 객체의 전체를 볼 수 없다면 정확한 골격을 얻을 수는 없다. 본 연구에서는 해당 문제를 극복하기 위해 키넥트 자체의 틸트 기능과 양 어깨의 깊이 값을 이용해 해결하였다. 골격화를 통해서 얻은 신체의 위치 정보에서 먼저 신체의 중앙점이 영상의 중심에서 크게 벗어나있다면 로봇의 회전과 틸트 기능을 이용해 중심점에 가까이 위치하게 한다. 그 다음 신체의 양어깨의 거리 값의 차이가 클 경우 중앙점이 영상의 가운데에 위치하고 있지 않다면, 로봇이 위치에 맞추어 회전을 해 가운데에 오게 하고 양 어깨의 거리 값이 차이가 클 경우 로봇을 기준으로 정면으로 바라보지 않고 있어서 오인식이 일어날 수 있으므로 로봇을 회전시켜 정면을 바라볼 수 있게 한다.

하지만 키넥트 센서의 특성상 로봇과 사람과의 거리가 1.2m 보다 가까이 있으면, 사람을 인식할 수 없다. 로봇에 초음파 센서를 추가 장착해 키넥트가 인식할 수 없는 거리에 객체가 있다면 거리를 조종하게 할 수 있다. 그림 2는 동적 객체를 검출 한 후 객체를 골격화한 이미지이고, 그림 3은 사람이 아닌 객체를 인식하고 골격화를 시도하고 있는 이미지이다.

2.3 컬러 데이터에서 피부색 추출

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

본 연구에서는 피부색의 추출을 위하여 YCrCb 칼라 모델을 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 데이터를

제작하였다. 피부색 샘플에서 구해진 각 요소별 최소 최대값을 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 4는 손 추출 결과 이미지이다.



그림 2. 골격화 처리 결과

Fig 2. Result of skeleton processing



그림 3. 잘못된 골격화 이미지

Fig 3. Result of incorrect skeleton processing



그림 4. 손 모양 추적 결과

Fig 4. Result of Hand Tracking

2.4 2차원 체인코드를 이용한 파라미터 검출

손을 검증한 후에 시스템은 손 추적을 시작한다. 본 연구에서 사용자는 로봇과 마주보고 있다는 가정을 하며, 명령을 위해 손을 앞으로 뻗어 신체와 손의 거리가 임계점 이상일 때 손 영역 추적을 시작한다. 본 연구에서는 오른손의 중심을 계산하고 이전 프레임들의 중심점의 차이를 사용한다. 시간 변화에 따른 손의 위치 변화로 손의 특징점을 취득한다. 그 후 데이터를 4개의 구간으로 분류하여 사용하였다. 3차원 거리영상 데이터를 사용해 이동 거리를 재구성하였고 Z축 움직임에 대한 손동작도 해석이 가능하게 하였다.

본 연구에서는 손의 위치 변화에 따른 이동 속도, 가속도, 총 이동 시간, 시작 위치, 마지막으로 종료 위치를 계속 반복하며 저장한다.

2.5 HMM에 사용된 손동작

본 연구에서는 한국인이 사용하는 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 사용한다고 판단되는 일곱 가지 손동작을 각각 ‘멈춰’, ‘앞으로’, ‘뒤로’, ‘왼쪽으로 이동’, ‘오른쪽으로 이동’, ‘왼쪽으로 돌아’, ‘오른쪽으로 돌아’를 정의하였다[14].

일곱 가지 정의된 손동작을 9개의 기본 요소를 사용하여 표현하였다. 9개의 기본요소는 동, 서, 남, 북, 시계방향 회전의 위 반원, 시계방향회전의 아랫 반원, 반시계방향 회전의 위 반원, 반시계방향회전의 아랫 반원, 멈춤으로, 각각 “L, R, D, U, C1, C2, C3, C4, Stop”로 표현하였다. 그림 5는 정의된 손동작의 예를 보여준다.

2.6 HMM을 이용한 손동작 인식

손동작을 인식하기 위해선 얻은 파라미터를 패턴화하고 패턴화된 데이터를 목적에 맞게 구조화하는 모델링 과정이 필요하다. 시간적으로 상태 천이에 대한 패턴의 모델링 방법으로서 HMM을 사용하였다. 먼저 데이터의 패턴을 표현하는 모형으로 데이터의 패턴을 심볼 스트림 형태로 분석한다. 통계적 특징을 훈련하여 입력된 데이터에 대해 관측될 확률을 계산하고 그중 최고의 확률을 계산한다. 본 논문에서는 손동작으로부터 구해진 값이 최대의 확률이 되는 것을 결과로 인식하게 된다.

HMM은 패턴들의 유한 상태들로 시간에 따른 결합 확률로 나타낼 수 있으며, 이 모델에서 확률 과정이 성립하기 위해선 다음과 같은 파라미터들로 모델링이 되어 있어야 하며 그 파라미터는 모델의 상태수, 이산적인 관측 심벌 개수, 상태 천이 확률 행렬, 관측 심벌 확률 행렬 마지막으로 초기 상태 분포로 이루어진다. 이를 식으로 표현하면 $\lambda=(A,B,\pi)$ 과 같이 표현된다.

생성된 HMM은 이를 바움-웰치 알고리즘을 사용해 데이터를 학습하고, 학습된 HMM 데이터와 찾고자 하는 손동작 데이터의 우도(likelihood)를 구하고 로그 우도(Log likelihood)의 최대값을 구해 동작을 인식한다.

2.7 Mamdani 퍼지 이론을 이용한 이동속도 결정

사람들은 기본동작에 추가적으로 ‘빨리’, ‘조용히’, ‘꼭(반드시)’ 등의 감정이나 추가적인 의미를 부여하고 있다[14]. 이러한 것은 손짓을 하는 속도, 손을 움직이는 거리, 손을 여러 번 움직이는 행동에 의해서 표현된다. 이러한 정보는 같은 사람이라고 하더라도 매번 동일하게 표현할 수 없기에 퍼지논리를 이용하여 판단한다.

사람들의 이러한 의도는 로봇이 어느 정도의 거리를,



그림 5. HMM에 사용된 손동작의 예
Fig 5. Example of hand gestures for HMM

얼마나 빠르게 움직일지를 결과적으로 나타나게 되는데, 본인에게 오라고 손짓할 때, 사람들은 일반적으로 기다리기를 좋아하지는 않는 특성을 있기 때문에 빠르게 오면 오히려 좋아할 것이다. 그러나 뒤로 가는 경우나, 좌우 이동, 혹은 회전의 경우는 또 다를 수 있다.

$$V(x) = FuzzyLogic(f_1(x), f_2(x), f_3(x))$$

이때 $f_1(x), f_2(x), f_3(x)$ 는 각각 손짓 속도, 손을 움직인 거리, 반복 횟수이다. 위 두 개의 입력변수에서 소속함수는 삼각형을 사용하였다.

$$\begin{aligned} mem(f_1(x)) &= \{SL, NO, FA\} \\ mem(f_2(x)) &= \{SH, ME, LO\} \\ mem(f_3(x)) &= \{AF, AL\} \end{aligned}$$

여기에서 $mem(\bullet)$ 은 각 해당 변수의 소속 함수 집합을 나타낸다. 출력 $V(x)$ 에 대해서 3개의 소속 함수를 사용한다.

$$mem(V(x)) = \{SL, NO, FA\}$$

본 논문에서 사용한 소속 함수는 오른쪽 그림 6-9와 같다.

3. 실험 결과

3.1 실험 환경

본 논문에서 제안한 방법을 실험하기 위하여 구현한 시스템은 다음과 같다. 마이크로소프트 비주얼 스튜디오 2012, Kinect for Windows SDK 1.8 그리고 OpenCV 2.4.5, OpenCvSharp 2.4.5 를 사용하였고, 키넥트 센서로부터 초당 30프레임으로 640x320 크기의 색상 영상과 3차원 거리 영상을 획득하였다. NTREX사에서 제작한 주행로봇으로 Stella-B2와 영상처리, 동작인식 그리고 로봇 제어를 위한 노트북과 키넥트를 실험에 사용하였다.

노트북은 Intel Atom N450 1.66Ghz, 1GB 메모리의 사양이며, 로봇은 두개의 엔코더와 두 개의 DC 모터가 장착되어 있으며, 상단에 장착된 키넥트에서 영상 데이터를 전송받고 이를 노트북에서 은닉 마르코프 모델과 Mamdani 퍼지 이론을 이용해 제어 명령을 획득하고 이를 RS232C 방식으로 로봇에게 제어 명령을 전송하여 로봇을 움직였다.

본 연구에서 정의한 자연스러운 손동작과 속도, 반복 횟수를 각각 다르게 정리해 실험에 사용하였다. 손동작은 왼손과 오른손의 동작을 모두 인식 할 수 있으나, 본 연구에서는 오른손을 기준으로 실험을 진행했다. 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. 실제 시험에서 사용된 주행 로봇의 사진은 그림 9와 같다.

3.2 동작 인식을 실험 결과

실험방법은 각 동작에 대하여 20회씩 반복 실험하여

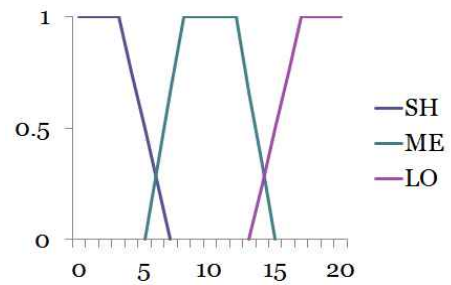


그림 6. 퍼지함수 $f_1(x)$ 의 소속 함수
Fig 6. The membership function of fuzzy variable

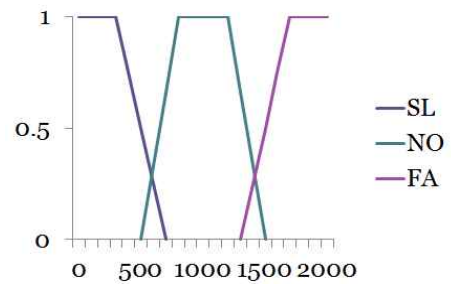


그림 7. 퍼지함수 $f_2(x)$ 의 소속 함수
Fig 7. The membership function of fuzzy variable

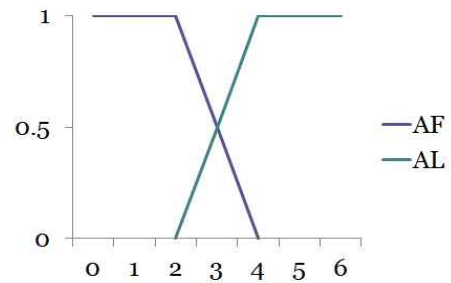


그림 8. 퍼지함수 $f_3(x)$ 의 소속 함수
Fig 8. The membership function of fuzzy variable

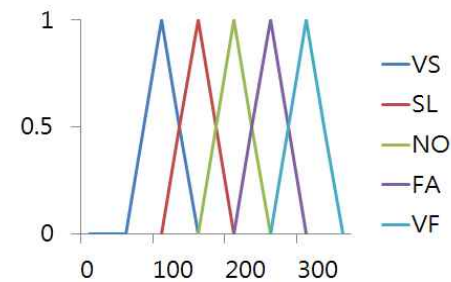


그림 9. 퍼지함수 $V(x)$ 의 소속 함수
Fig 9. The membership function of fuzzy output

동작 인식실험을 수행하였다. 본 연구에서는 상체만을 인식하여 사용하지만 상체가 명확히 인식되는 시점인 1.4m와 마이크로소프트사에서 지정한 키넥트 인식의 최대 거리인 4m 사이에서 실험을 수행하였다.

HMM과 Mamdani 퍼지 이론을 이용해 실험한 결과

모든 손동작은 95%~100% 사이의 인식률을 보였다. 인식에 실패한 경우는 반복 횟수가 많고 손동작이 매우 크거나 화면에서 벗어날 때, 그리고 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 특징상 보다 가까운 거리는 명확하게 인식이 되지 않았다. 그 외의 거리 차에는 인식률에 큰 차이를 보이지 않았으며 거리에 따른 강인성이 높게 나타남을 확인할 수 있었다.



그림 10. 실험에 사용된 로봇
Fig 10. Mobile robot for experiment

표 1. 동작 인식 결과

Table 1. The results of gesture recognition

	VS	SL	NO	FA	VF
Forward	100%	100%	100%	100%	95%
Backward	100%	100%	95%	95%	100%
Go Left	100%	100%	100%	100%	95%
Go Right	100%	100%	100%	100%	95%
Turn Left	100%	100%	95%	95%	100%
Turn Right	100%	100%	100%	95%	95%

4. 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 손동작을 인식하기 위하여 HMM 알고리즘을 이용했다. 그리고 보다 자연스러운 움직임을 위해 Mamdani 퍼지 이론을 이용해 로봇의 이동속도를 결정했다. 인식률은 최소 95%로 우수한 실험결과를 보여주었다.

추후 연구에서는 어느 정도 크기이상으로 손짓을 하

는 것이 인식하기 좋은지에 대한 연구도 필요하다. 또한 사용자 개개인의 커스터마이징이 가능하게 하는 연구도 수행할 계획이다.

References

- [1] Jun-Hyeong Do, Hyoyoung Jang, Sung Hoon Jung, Jinwoo Jung, Zeungnam Bien, "Soft Remote Control System in the Intelligent Sweet Home," *Proc. of IEEE Int. conf on IROS*, pp. 3984-3989, 2005.
- [2] Kwonhyun Kim, Seungho Nam, Jungsoo Mok, and Jaeil Kwon, *Understanding of Languages*, Press of Korea National Open University, 2012.
- [3] Shogo Okada, Yoichi Kobayashi, Satoshi Ishibashi, Toyooki Nishida, "Incremental learning of gestures for human-robot interaction," *AI & SOCIETY*, vol. 25, Issue 2, pp. 155-168, 2010.
- [4] B. R. C. Bedregal, Gracaliz, P. D Ant6nio, C. Rocha Costa, "Interval Fuzzy Rule-Based Hand Gesture Recognition," *IMACS International Symposium on Scientific Computing, Computer Arithmetic and Validated Numerics*, 2006.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] Sang-Kyoon Kim, "Gesture Recognition using MHI Shape Information," *Korean Society of Computer Information*, vol. 16, no. 4, pp. 1-13, 2011.
- [12] 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.

- [13] 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.
- [14] Nomi Lee, "A Comparative Study on Hand Gestures between Koreans and Other Asians in Intercultural Nonverbal Communication," *Korean Journal of Communication*, vol. 16, no. 2, pp. 5-34, 2008.

관심분야 : 지능형 로봇, 영상 처리, 패턴 인식
 Phone : +82-10-3033-8856
 E-mail : han0440@naver.com



이 상 용(Sang-Yong Rhee)

1982년: 고려대 산업공학과 졸업.
 1984년: 고려대 대학원 산업공학과(공학 석사)
 1992년: 포항공대 대학원 산업공학과 (공학박사)
 1992년~현재: 경남대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 컴퓨터 비전, 증강현실, 뉴로-퍼지, 인간-로봇 인터페이스
 Phone : +82-55-249-2706
 E-mail : syrhee@kyungnam.ac.kr

저 자 소 개



김아람(A-Ram Kim)

2011년: 경남대학교 컴퓨터공학부 공학사
 2013년: 경남대학교 대학원 첨단공학과 공학 석사
 2013년~현재: 경남대학교 대학원 첨단공학과 박사과정