

윤곽 분포를 이용한 이미지 기반의 손모양 인식 기술

Hand Shape Classification using Contour Distribution

이 창민, 김대은*

(Changmin Lee¹ and DaeEun Kim^{1,*})

¹School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University

Abstract: Hand gesture recognition based on vision is a challenging task in human-robot interaction. The sign language of finger spelling alphabets has been tested as a kind of hand gesture. In this paper, we test hand gesture recognition by detecting the contour shape and orientation of hand with visual image. The method has three stages, the first stage of finding hand component separated from the background image, the second stage of extracting the contour feature over the hand component and the last stage of comparing the feature with the reference features in the database. Here, finger spelling alphabets are used to verify the performance of our system and our method shows good performance to discriminate finger alphabets.

Keywords: hand recognition, classification, contour vector, american sign language, finger spelling

I. 서론

로봇은 어떤 작업이나 조작을 자동적으로 하는 기계 장치라는 사전적 정의를 가지고 있다. 사람과 로봇 간 상호작용(Human-Robot Interaction)의 기본적인 목적은 인간과 로봇의 자연스럽게 효과적인 의미 교환을 위한 원칙들과 알고리즘을 연구하는 것이다. 여기서 말하는 상호 작용이란 두 개 이상의 개체가 의미를 주고받으며 이해하는 것으로, 일반적인 사람의 경우, 음성, 제스처, 기호 등 다양한 방법을 사용하여 상대방에게 원하는 것을 전달한다. 이러한 의미 전달을 로봇이 인식하기 위해서는 입력신호에 대한 패턴인식을 필요로 하며, 원격조종[1,2], 생체신호인식[3,4] 등 다양한 분야에서 연구가 진행되었다.

생체신호인식 분야는 개체의 얼굴, 홍채, 목소리, 손 등 고유한 정보의 인식[5]에 대해 이루어져왔다. 특히 인체로 표현되는 제스처 중 손 모양과 제스처의 패턴을 인식하는 방법에 대한 연구는 다년간 지속되어온 주제이며 결과 또한 우수하다[6]. 이러한 손 모양 및 제스처 인식[7]에는 크게 2가지 방법이 사용된다. 첫 번째는 특수한 장갑이나 마커와 같은 하드웨어를 사용하는 방법이다. 본 연구진은 과거에 전도성 소재와 뉴럴 네트워크를 이용한 손가락 동작을 인식하는 수화 장갑 개발[8]을 한 바 있다. 이러한 연구[9]들은 공통적으로 사용된 하드웨어의 성능에 비례하는 안정된 결과를 보이지만, 전용 하드웨어 사용을 통한 이용 가격 상승과 사용 시 불편함을 동반하는 문제점이 있다.

두 번째는 위와 같은 문제를 해결하기 위해, 카메라[5], 키넥트[10], ToF방식 카메라[11]와 같은 장비를 사용하여

시각 정보를 얻는 방식이 있다. 이는 시각 이미지에서 관측되는 피부부분을 추출[10]하거나, 골격구조를 예상[12], 혹은 얼굴[13]을 찾고 나머지 피부 중에서 손에 해당하는 부분을 얻는 방식[14] 등이 있다. 이는 위에서 사용한 하드웨어를 시각 데이터 및 깊이 이미지로 대체하는 방법이다. 즉 이전의 하드웨어 기반의 방법에 비하여 사용자의 편의적인 면에서 큰 이득을 가질 수 있으며, 최근의 시각정보처리 기술 발달에 근거하여 큰 장점을 가진다.

이러한 장점으로 인해, 카메라 기반의 손 인식 연구는 다년간 진행되었다. 이러한 다수의 연구들은 이미지로부터 손을 추출하기 위해 장갑 등의 방해가 없는 맨손 피부를 기본으로 하여 피부를 추출[15-17]하는 과정을 채택하고 있다. 또한 이러한 피부 추출에서 발생하는 문제인 인종간의 피부 색 차이 문제 해결을 위해 다양한 피부 이미지에 대한 색계 변화와 통계학을 통해 해결한 사례[12]도 있다. 이와 같은 피부 추출 방법들은 여러 연구를 통해 발전되었으며 나아가 피부 정보로부터 손을 추출하는 연구에 적용되어, 기존의 시각 연구에 사용된 알고리즘인 Haar-like 특징[13], Histogram of Gradient 특징[14] 혹은 신경망[7] 등과 접목을 통해 손을 추출하고 모양을 분류하는 다양한 연구가 진행되었다.

이러한 연구들은 분류하고자 하는 다양한 손 모양을 지정하고 퍼포먼스를 측정하였으며, 수화에서 사용되는 다양한 손 모양을 참조한 다수의 사례가 있다. 이러한 수화의 한 종류인 ASL(American Sign Language)은 A-Z와 같은 단순한 글자에서부터 단순한 단어를 하나의 손 모양으로 나타낼 수 있으며 나아가 간단한 동작으로 의미를 나타낼 수 있다. 이후 이미지 프로세싱을 통한 손 모양 구분과 손 중심의 이동 궤적에 기반한 제스처 인식[18]에서부터 HMM(Hidden Markov Model)과 같은 기계 학습 알고리즘을 적용하는 연구[19,20]에 이르기까지 연구에 많이 적용되어 사용되고 있으며 이는 크게 2가지 방식으로 구분된다. 첫 번째는

* Corresponding Author

Manuscript received February 15, 2014 / revised March 15, 2014 / accepted March 30, 2014

이창민, 김대은: 연세대학교 전기전자공학과

(lcmin@yonsei.ac.kr/daeun@yonsei.ac.kr)

* 본 논문은 2014년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2012R1A2A4A01005677).

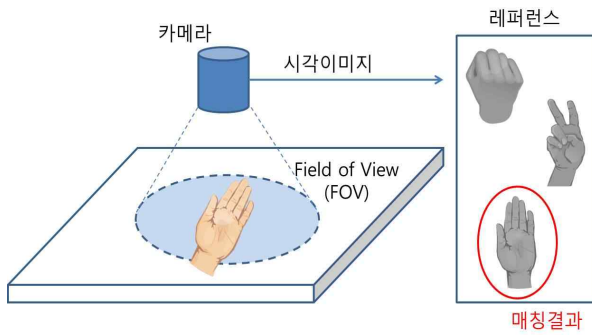


그림 1. 손 모양 인식 개념도. 카메라를 통해 관측된 아래의 손 이미지가 저장된 레퍼런스들과의 비교를 통해 매칭됨.

Fig. 1. The structure of hand shape classifier. The hand image from camera is matched with the one in reference set.

손의 자세와 위치 변화를 추정하여 구분하는 연구[21,22]가 있다. 두 번째는 손의 위치나 변화를 보기보다 손가락의 분포에만 집중하는 형태의 연구[5,10,23]이다.

우리는 본 논문을 통해, 손 모양을 프레임단위로 구분할 수 있는 새로운 패턴 분류기 모델을 제시하였다. 이는 시각 이미지로부터 손을 추출하는 부분과 손 모양에 대한 윤곽을 특징으로 상정하여 사전에 획득한 정보를 기반으로 패턴을 분류하는 부분을 포함한다. 그림 1은 이와 같은 시스템의 개념도를 나타내고 있으며, 분류하고자 하는 모양에 대해 저장된 특징 값들과 현재 이미지에 나타난 손 외곽의 특징을 비교하여 구분하는 것을 나타냈다. 또한 본 방법은 손 모양에 대한 분류기로서 단일 프레임에서의 패턴 분류를 목표로 하여, 제스처에 대한 분류나 학습은 생략하였으며 성능측정을 위한 일환으로 위에서 언급된 ASL 알파벳 중 24개의 알파벳(j,z의 경우 제스처를 포함하기 때문에 제거하였다. 그림 2 참조)과 1개의 단어를 모아 25가지 경우에 대하여 데이터를 모으고 분류하는 실험을 통해 본 분류기의 성능을 평가하였다.

II. 실험 방법

1. 실험 환경

서론에서 말한바와 같이, 시각을 이용한 손 모양 인식을 위해 기본적으로 실험용 컴퓨터(Intel core(TM) i5-2500 CPU 3.30GHz quad core 탑재)와 MATLAB 2011a와 Image Processing Toolbox를 이용하여 처리하였다. 또한 카메라(Logitech Webcam C160)를 실험용 컴퓨터에 연결하여 손을 촬영하였으며 이후 실험 또한 동일한 사람의 손을 사용하여 진행되었다. 이는 그림 1과 같다.

2. 이미지 프로세싱

시각 이미지의 경우, 본래 물체가 가지는 색과 이미지에서 나타나는 색상 값이 외부 조명과 같은 요인으로 훼손되며, 이는 측정치에 심각한 오류로 작용하기 때문에 카메라로부터 전송되는 이미지는 외부 조명에 대한 보정[24]이 먼저 이루어진다. 과거 Terrillon의 연구 결과[12]를 통해 정규화된 RGB color space가 가장 효과적임이 확인된 바 있다. 정규화된 RGB 컬러 공간 변환 식은 아래와 같다.



그림 2. 레퍼런스로 사용된 25개 클래스에 해당하는 사진 예시.

Fig. 2. Example images of the classes in reference set.

$$(R', G', B') = \frac{1}{R+G+B} (R, G, B) \quad (1)$$

위 식에서 R,G,B는 실제로 입력된 각 RGB 채널값이며 R',G',B'은 정규화된 결과를 낸다. 정규화 과정은 비율로 나타내어지기 때문에 조명변화에 강인함을 보이는 점이 있으나, 더 나은 조명 보정을 위해 GW (Grey World) [25]나 Hsu [15]등의 다른 알고리즘이 사용된다. 본 연구진은 적은 연산량과 좋은 성능을 보이는 GW방식을 수정하여 사용하였으며 아래와 같다.

$$(R^*, G^*, B^*) = K \left(\frac{R'}{M(R')}, \frac{G'}{M(G')}, \frac{B'}{M(B')} \right) \quad (2)$$

여기서 R*,G*,B*는 보정된 결과이며, M은 R, G, B채널 각각의 평균연산을 나타낸다. K는 R, G, B 전체 평균 명암에 대한 계수로 일정 밝기 값 이상의 픽셀들 전체의 평균으로 나타낸다. 위의 결과는 조명에 대한 보정이 이루어진 것으로 이를 이미지 입력으로 사용한다.

3. 피부 기반 손 추출

상기 과정으로부터 도출된 변환된 이미지 입력의 컬러 정보를 바탕으로 하여 피부를 추출하고자 한다. 일반적으로 피부색을 추출하는데 있어 인종이나 환경에 따른 개체간 차이를 포함하는 다양한 피부 색상 모델링이 필요하며, 이는 이전의 연구[12]에서 사용된 채도와 색도에 기반 ST 색계(color space)의 성능에 주목하였으며 이를 적용하였다. 변환은 아래의 식과 같다.

$$\text{색도} : T = \begin{cases} \arctan\left(\frac{r^* - 1/3}{g^* - 1/3}\right) / 2\pi + 1/4 & g^* - \frac{1}{3} > 0 \\ \arctan\left(\frac{r^* - 1/3}{g^* - 1/3}\right) / 2\pi + 3/4 & g^* - \frac{1}{3} < 0 \\ 0 & g^* - \frac{1}{3} = 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{채도} : S = \left[9/5 \left(r^* - \frac{1}{3} \right)^2 + \left(g^* - \frac{1}{3} \right)^2 \right] \quad (4)$$



그림 3. 손 입력 영상 예시와 추출된 손 픽셀.

Fig. 3. Input image from cam and the extracted hand.

해당 변환을 통해 얻어진 정보는 ST 색계 상에서 통계적인 공통부분을 가지며 이를 찾아 피부를 모델링 할 수 있다. 본 실험은 손 모양을 인식하는데 있어 사용자의 피부에 맞춰 변환된 색계에서 일정 임계치를 설정하고, 조건에 맞는 점들을 이진화하여 사용하였다. 이러한 이진화 영상은 점 형태의 노이즈를 많이 포함하고 있다. 그러므로 여러 사이즈의 매디안 필터를 적용하여 소형의 잡음을 제거하거나 결손된 피부 픽셀을 채워준다. 결과는 그림 3과 같다.

4. 윤곽 분포 추출

카메라로부터 얻은 손을 포함하는 피부 픽셀들은 수가 많고 그 자체로는 특징 추출에 사용할 수 없다. 우리는 손의 윤곽과 변화 추이를 주목하였다. 먼저, 한 프레임에서 추출된 전체 피부 픽셀들의 중심을 손의 중심으로 지정하고 이는 앞으로 손 데이터 추출의 기준점이 된다. 또한, 이진화 된 손 영상에 대하여 Canny Edge Detection [26,27]을 실행하여 손 실루엣에 대한 가장자리 정보를 읽어낸다. Canny Edge Detection은 Edge정보를 추출하는데 있어 현존 알고리즘 중 가장 좋다고 알려져 있다.

그렇다면 위의 과정을 통해 얻은 중심과 손의 edge에 대하여 전방향으로의 거리를 구하여 기록하고 이를 해당 이미지의 윤곽 분포 벡터(CDV: Contour Distribution Vector)라고 지칭하고 각 분해능을 1도라고 가정할 때 아래와 같이 나타난다.

$$CDV_I = [L_1, L_2, \dots, L_{359}, L_{360}] \quad (5)$$

각각의 항은 입력된 이미지에 나타난 손의 중심으로부터 전방위로 뻗어 갔을 때 교차하는 지점까지의 거리(L)와 그때의 각도(θ)를 기록해 놓은 것이다. 즉, 손을 포함하는 한 이미지(I)는 한 개의 윤곽 분포 벡터로 변환할 수 있다. 그림 4를 참조하면 두 개의 다른 손 모양에 입력된 영상을 변환시켜 피부와 중심을 추출하고, 이를 통해 윤곽분포 벡터를 성공적으로 생성되었으며, 이들이 서로 다름을 확인할 수 있다.

5. 레퍼런스 세트 만들기

원하는 분류기 제작을 위해, 분류하고자 하는 범주를 설정하고 각 범주에 해당하는 데이터를 수집하여야 한다. 그러므로 우리는 지정한 25개의 정적 클래스를 상정하고 각각의 클래스에 대해 사진을 5장씩 찍었다. 같은 클래스에 대하여 5장씩 반복적으로 사진을 촬영한 이유는 각각의 자세에 대하여 손의 모습이 손가락 방향, 손목 각도나 쥐 정도에 따라 매번 미묘하게 달라 질 수 있기 때문에 임의의

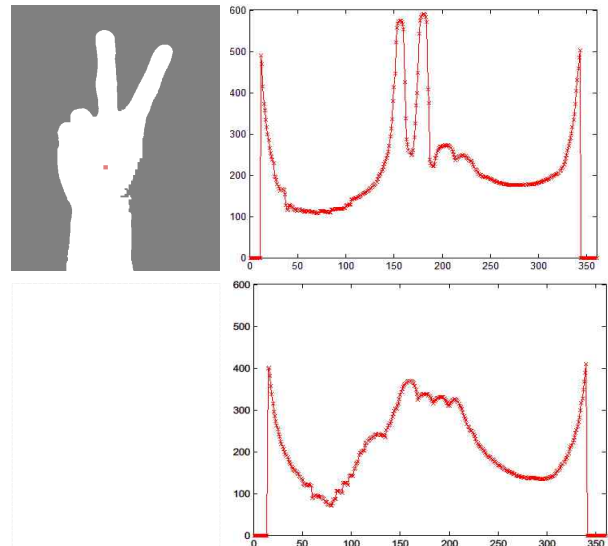


그림 4. 두 종류의 손 모양에 대한 입력영상으로부터 찾은 피부 픽셀과 중심 및 배경을 나타낸 그림(좌)와 추출된 윤곽 분포 벡터(우)

Fig. 4. Two different hand type examples of skin-detected output with center and the graph of CDV (Contour Distribution Vector).

다섯 번의 반복촬영을 실시하였다. 이는 상황이나 클래스 개수, 분류기의 목적에 따라 능동적으로 수정가능한 부분이다. 이후 각각의 촬영된 사진을 윤곽분포벡터로 전환하고 클래스별로 모아 레퍼런스 세트를 구성하였다.

$$CDV_{(i,j)} = [L_1, L_2, \dots, L_{359}, L_{360}]_j \quad (6)$$

이때 i 는 레퍼런스가 속한 클래스(1~25)를 나타내며 j 는 같은 클래스 내에서 가지는 색인값(1~5)이 된다.

6. 손 모양 분류

수집한 레퍼런스 세트는 각각의 25개 클래스에 대하여 각각 5개의 윤곽분포벡터, 총 125개의 윤곽분포벡터를 저장하고 있다. 이제 이후에 들어오는 일반적인 이미지 입력에 대해 분류하여야 한다.

먼저, 영상에 나타난 손에 회전의 정도가 다를 수 있으며 모양 또한 어떤 클래스에 속하는지에 대한 정보는 주어지지 않으므로 모든 변수를 고려하여야 한다. 일단, 현재 들어온 이미지를 마찬가지로 윤곽분포벡터로 바꾸어주면 아래와 같다.

$$CDV_{(k)'} = [L_{1+k}', L_{2+k}', \dots, L_{359+k}', L_{360+k}'] \quad (7)$$

여기서 k 는 임의의 회전정보를 반영하는 값이므로 $0^\circ \sim 359^\circ$ 로 변하는 값이다. 그렇다면 해당 현재 윤곽분포벡터는 저장된 레퍼런스 125개의 데이터와 회전을 함께 고려하여 비교할 수 있다. 그러므로 각각의 경우를 비교하여 차이가 나는 정도를 점수를 매겨 기록한다. 이는 아래와 같다.

$$S_{(i)} = \underset{j,k}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{l=1}^{360} |CDV_{(i,j)} - CDV_{(k)'}| \right) \\ = \underset{j,k}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_{l=1}^{360} |L_{i,j} - L_{l+k}'| \right\} \quad (8)$$

$$C = \begin{cases} \operatorname{argmin}_i (S_i) & S_i \leq thd \\ nan & S_i > thd \end{cases} \quad (9)$$

여기서 S를 i번째 클래스에 대한 에러 점수라고 지칭한다. 우리는 모든 클래스에 대한 점수 중에 최적의 경우, 즉 에러가 가장 낮은 경우를 찾으면 된다. C는 최종적으로 분류되는 클래스 결과로써 매칭 점수가 가장 낮은 경우를 찾은 것이며, thd는 최소 분류 임계치로 분류결과가 일정 값 이상일 경우는 지정된 클래스 외의 것으로 생각하고 분류하지 않는 경우이다.

III. 결과

상기 과정을 통해, 시각 정보만을 이용한 새로운 손 모양 인식 방법의 상세과정을 설명하였다. 이는 피부를 추출하고 손의 외곽선과 그 중심이 이루는 분포정보를 구분 기준으로 삼았다. 우리는 해당 윤곽분포 벡터를 모아 각 클래스별 레퍼런스를 만들고 새로운 입력에 대해 구분을 시도하였다. 먼저, 25개 클래스에 대한 단순 구분 결과는 그림 5와 같다. 평균적으로 75퍼센트 정도의 결과이나, 공통적으로 심각하게 실패하는 몇 가지 경우가 있음을 관찰할 수 있다. A, E, M, N, S, T가 실패가 심각한 경우로 각각의 정확도가 매우 낮음(5할 정도)을 확인할 수 있다. 그림 6에서의 예시와 같이, 각각의 윤곽 벡터 분포가 정면 이치지만 사용해서는 구분하기는 어려운, 비슷한 형태임을 알 수 있다.

이에 대하여 우리는 구분이 힘든 클래스를 따로 분류하였다. 이는 각각 A, E, M, N, S, T와 R, U 그리고 G, H이다. 우리는 이들 각각의 유사성을 인정하고 하나의 클래스로 묶어서 처리한 결과, 각각의 유사한 케이스에 대한 구분은 불가능했지만 새롭게 지정된 18개의 클래스에 관해서는 그림

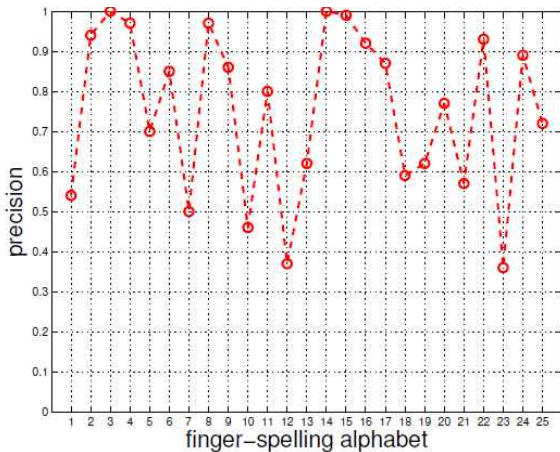


그림 5. 25개 클래스에 대한 구분 실험 결과.
Fig. 5. Output of classification using 25 classes

표 1. 유사한 경우(A, E, M, N, S, T)와 이를 포함한 전체에 대한 구분 결과
Table 1. The table including both some similar cases(A, E, M, N, S, T) and the others.

	A	E	M	N	S	T	전체
정확도	54%	70%	30%	62%	59%	62%	75%

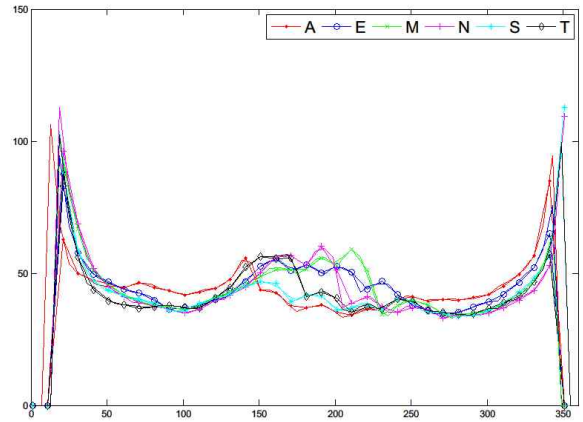


그림 6. 유사한 경우(A, E, M, N, S, T)의 윤곽분포 벡터 결과.
Fig. 6. Similar cases(A, E, M, N, S, T) of contour distribution vector output.

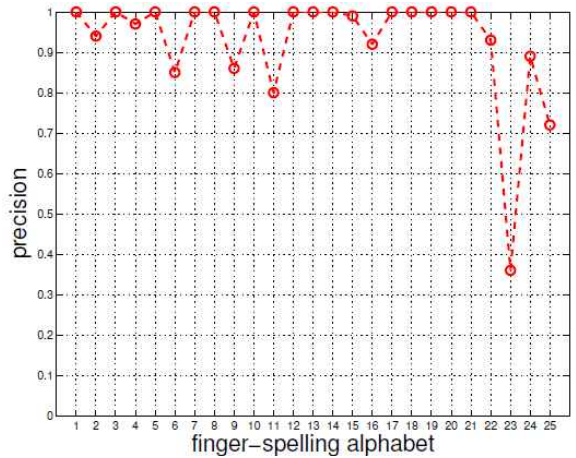


그림 7. 유사한 그룹을 묶어 클래스를 18로 줄인 실험 결과.
Fig. 7. Output of classification using 18 reduced classes.

7과 같이 평균 성공률이 92%까지 상승함을 관찰하였다.

추가적으로 해당 분류기를 레퍼런스 획득에 사용된 실험자의 손이 아닌 다른 사람의 손에 단순히 적용하였을 때도 18개 클래스에 대하여 최저 8할 이상, 최고 9할의 성공률을 보임을 확인하였다. 또한 본 알고리즘은 레퍼런스에 저장된 윤곽 분포들과 현재 얻어진 윤곽분포를 비교하여 최적의 경우를 비교하므로 사용하고자 하는 클래스 개수와 각각의 클래스에 해당하는 레퍼런스 개수(실험에서는 5개 사용)의 적절한 조절이 필요하다. 우리는 본 알고리즘을 MATLAB 환경에서 최적화 없이 10개의 클래스만 사용하여 초당 3 프레임 정도의 실시간으로 구현하였으며, 이는 개발 환경 변경과 최적화를 통해 충분히 실시간으로 구현 가능함을 보인다.

IV. 결론

본 논문에서 우리는 손 모양에 대해 ASL을 참조하여 여러 개의 클래스를 지정하고 하나의 카메라를 사용하여 손을 촬영하여 레퍼런스 정보를 모았다. 이후 입력되는 새로운 정보에서 손을 추출하고 모양을 구분하는 새로운

방법을 제시하였다. 손을 추출하는 부분은 이미지 프로세싱, 피부 추출, 손의 중심 추출 및 윤곽 획득을 포함하고 있으며, 중심으로부터 윤곽선까지의 분포를 데이터화 하여 사용하였다. 또한 윤곽 분포 정보를 레퍼런스와 비교하여 모양을 구분하였으며 실험을 통해 결과를 보였다. 처음 25 개의 클래스를 모두 사용한 경우 72%라는 상대적으로 저조한 결과를 보인다. 왜냐하면 이전의 다른 연구 결과들과 비교해볼 때, 구분하고자 한 클래스 개수가 너무 많았다. 이에 우리는 이전의 유사한 연구들에서 사용한 방법과 같이 A, E, M, N, S, T / R, U / G, H를 비슷한 클래스로 지정하고 하나의 클래스로 묶는 방법으로 성공률을 대폭향상시킬 수 있었다. 하지만 유사한 모양에 대한 구분이 불가해진 한계점이 존재한다.

우리는 이와 같은 문제를 개선한 시스템을 고려하고 있다. 먼저, 카메라를 하나만 쓰는 경우에 발생하는 한계를 극복하고자 한다. 대표적으로 ASL에서 'x'와 같은 경우, 검지손가락이 손바닥 방향으로 굽어있는 형태로 현재 촬영 방향에서는 손 모양 구분에서 구부린 정보를 사용할 수 없는 문제점이 있다. 이에 Kinect와 같은 깊이 카메라나, 다른 방향에서 촬영하는 두 대의 카메라를 사용하여 3차원상의 입체적인 정보를 얻는 것이 해결책이 될 수 있다. 즉, R과 U와 같이 정면부 촬영에서는 외곽 벡터 상으로는 큰 차이가 없지만, 추가적인 카메라를 사용하면 우측면도와 정면도와 같이 다른 방향에서의 측면 촬영이 가능하며 이전과 달리 손쉽게 차이를 얻을 수 있다는 생각이다.

다음으로 A, E, M, N, S, T나 G, H의 패턴에서 보이는 바와 같이 최외각 경계 분포 모양이 비슷한 경우를 해결하기 위해 고해상도의 이미지를 사용과 손바닥의 손가락 배치에 의해 발생하는 다양한 내부 경계선의 고려하는 것이 해결책이 될 수 있다.

마지막으로 본 논문에서 해결하지 못한 시퀀스 데이터를 포함하는 z나 j와 같은 경우를 HMM과 같은 모델과 접목하여 제스처 인식으로 발전시키고자 한다.

시각 센서의 활용이 증가하고 있는 지금, 본 연구 결과는 HRI의 일환으로 시각 정보를 이용한 신체부위의 추출과 분류에 관한 여러 가지 연구에 도움을 줄 수 있을 것이다.

REFERENCES

[1] J. Kofman, X. Wu, T. J. Luu, and S. Verma, "Teleoperation of a robot manipulator using a vision-based human-robot interface," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 52 no. 5, pp. 1206-1219, Oct. 2005.

[2] C. Hu, M. Q. Meng, P. X. Liu, and X. Wang, "Visual gesture recognition for human-machine interface of robot teleoperation," *Intelligent Robots and Systems, 2003.(IROS 2003). Proceedings. 2003 IEEE/RSJ International Conference on*, vol. 2, pp. 1560-1565, Oct. 2003.

[3] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition," *IEEE Trans. on Circuits and*

Systems for Video Technology, vol. 14, no. 1, 4-20.

[4] K. Delac and M. Grgic, "A survey of biometric recognition methods," *Electronics in Marine, 2004. Proceedings Elmar 2004. 46th International Symposium*, pp. 184-193, Jun. 2004.

[5] E. Yoruk, E. Konukoglu, B. Sankur, and J. Darbon, "Shape-based hand recognition," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 7, pp. 1803-1815, Jul. 2006.

[6] Y. Bulatov, S. Jambawalikar, P. Kumar, and S. Sethia, "Hand recognition using geometric classifiers," *Springer Berlin Heidelberg In Biometric Authentication*, pp. 753-759, 2004.

[7] Q. Munib, M. Habeeb, B. Takruri, and H. A. Al-Malik, "ASL (American Sign Language) recognition based on Hough transform and neural networks," *Expert Systems with Applications*, vol. 32, no. 1, pp. 24-37, Jan. 2007.

[8] J. Lee, E. Jeong, and D. E. Kim, "Development of Sensor System for Finger Gesture," *The Korean Society of Broadcast Engineers*, pp. 4-5, Jul. 2011.

[9] D. J. Sturman and D. Zeltzer, "A survey of glove-based input," *Computer Graphics and Applications, IEEE*, vol. 14, no. 1, pp. 30-39, Jan. 1994

[10] N. Pugeault and R. Bowden, "Spelling it out: Real-time asl fingerspelling recognition," *In Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2011 IEEE International Conference on*, pp. 1114-1119, Nov. 2011.

[11] M. Van den Bergh and L. Van Gool, "Combining RGB and ToF cameras for real-time 3D hand gesture interaction," *In Applications of Computer Vision (WACV), 2011 IEEE Workshop on*, pp. 66-72, Jan. 2011.

[12] J. C. Terrillon, M. N. Shirazi, H. Fukamachi, and S. Akamatsu, "Comparative performance of different skin chrominance models and chrominance spaces for the automatic detection of human faces in color images," *In Automatic Face and Gesture Recognition, 2000. Proceedings. Fourth IEEE International Conference on*, pp. 54-61. 2000.

[13] P. Viola and M. J. Jones, "Robust real-time face detection," *International journal of computer vision*, vol. 57, no. 2, pp. 137-154, May 2004.

[14] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, vol. 1, pp. 886-893, Jun. 2005.

[15] R. L. Hsu, M. Abdel-Mottaleb, and A. K. Jain, "Face detection in color images," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 24, no. 5, pp. 696-706, May 2002.

[16] C. Garcia and G. Tziritas, "Face detection using quantized skin color regions merging and wavelet packet

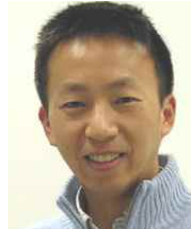
analysis,” *Multimedia, IEEE Transactions on*, vol. 1, no. 3, pp. 264-277, Sep. 1999.

- [17] M. Abdel-Mottaleb and A. Elgammal, “Face detection in complex environments from color images,” *Image Processing, 1999. ICIP 99. Proceedings. 1999 International Conference on*, vol. 3, pp. 622-626, 1999.
- [18] C. Charayaphan and A. E. Marble, “Image processing system for interpreting motion in American Sign Language,” *Journal of Biomedical Engineering*, vol. 14, no. 5, pp. 419-425, Sep. 1992.
- [19] T. E. Starner, “Visual recognition of american sign language using hidden markov models,” *MAssachusetts Inst of Tech Cambridge Dept of Brain and Cognitive Sciences*, 1995.
- [20] R. H. Liang and M. Ouhyoung, “A real-time continuous gesture recognition system for sign language,” *Automatic Face and Gesture Recognition, 1998. Proceedings. Third IEEE International Conference on. IEEE*, pp. 558-567, Apr. 1998.
- [21] W. C. Stokoe, “Sign language structure: An outline of the visual communication systems of the American deaf,” *Journal of Deaf Studies and Deaf Education*, vol. 10, no. 1, pp. 3-37, 2005.
- [22] R. Cutler and M. Turk, “View-based interpretation of real-time optical flow for gesture recognition,” *2013 10th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition (FG). IEEE Computer Society*, pp. 416-416, Apr. 1998.
- [23] J. L. Hernandez-Rebollar, R. W. Lindeman, and N. Kyriakopoulos, “A multi-class pattern recognition system for practical finger spelling translation,” *Proc. of the 4th IEEE International Conference on Multimodal Interfaces. IEEE Computer Society*, p. 185, Mar. 2002.
- [24] I. M. Kim, W. C. Kim, K. S. Yun, and J. M. Lee, “Navigation of a mobile robot using hand gesture recognition,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 8, no. 7, Jul. 2002.
- [25] H. Wu, Q. Chen, and M. Yachida, “Face detection from color images using a fuzzy pattern matching method,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 21, no. 6, pp. 557-563, Jun. 1999.
- [26] J. Canny, “A computational approach to edge detection,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.
- [27] D. Kim, D. M. Kim, and J. Suk, “Vision processing for precision autonomous landing approach of an unmanned helicopter,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 15, no. 1, Jan. 2009.



이 창민

2012년 연세대학교 전자전기공학부 학사 졸업. 2012년~현재 연세대학교 전기전자공학과 통합과정. 관심분야는 바이오로보틱스, 시각 정보 처리, 시각 네비게이션.



김 대은

1989년 서울대학교 컴퓨터공학과 학사 졸업. 1993년 The University of Michigan, Ann Arbor, USA 석사. 2002년 The University of Edinburgh, UK, 박사. 2002년 Max Planck Institute for Human Cognitive & Brain Sciences, Cognitive Robotics, Research Scientist. 2007년~현재 연세대학교 전기전자공학부 부교수. 관심분야는 바이오로보틱스, 인공지능, 인공생명, 신경과학, 인지과학.