

# 손목 부착형 카메라를 이용한 손 모양 인식에서의 사용자 적응 방법

박 현\* · 시효석\*\* · 김헌희\*\* · 박광현\*\*\*

## A User Adaptation Method for Hand Shape Recognition Using Wrist-Mounted Camera

Hyun Park\* · Hyo-Seok Shi\*\* · Heon-Hui Kim\*\* · Kwang-Hyun Park\*\*\*

### 요 약

본 논문에서는 손목 부착형 카메라의 시점불변 특성을 이용하여 조명 변화에 강인한 손 영역 추출 방법을 제안하고, 추출된 손 영역 정보를 이용하여 손 모양을 인식하는 시스템을 다룬다. 손목 부착형 카메라 장치는 물리적으로 시점불변의 영상을 제공하는 장점이 있으며, 본 논문은 이러한 특성을 적극 활용하여 적응형 히스토그램을 기반으로 베이지안 규칙을 사용하여 손 영역을 추출한다. 사전에 구축된 RGB 히스토그램으로부터 HSV 히스토그램을 생성하고, 현재의 영상으로부터 추출된 손 영역 정보를 이용하여 HSV 히스토그램을 갱신한다. 또한, 사용자 독립모델(User independent model)과 사용자 종속모델(User dependent model)의 장점을 고려하여 사용자가 사용함에 따라 사용자 독립모델에서 사용자 종속모델로 수렴하는 사용자 적응 방법을 제안한다. 제안하는 방법의 인식 성능을 평가하기 위해 16개의 지문자에 대한 인식률을 측정하여 27.91%의 인식률 증가 결과를 얻을 수 있었다.

### ABSTRACT

This paper proposes a robust hand segmentation method using view-invariant characteristic of a wrist-mounted camera, and deals with a hand shape recognition system based on segmented hand information. We actively utilize the advantage of the proposed camera device that provides view-invariant images physically, and segment hand region using a Bayesian rule based on adaptive histograms. We construct HSV histograms from RGB histograms, and update HSV histograms using hand region information from a current image. We also propose a user adaptation method by which hand models gradually approach user-dependent models from user-independent models as the user uses the system. The proposed method was evaluated using 16 Korean manual alphabet, and we obtained increases of 27.91% in recognition success rate.

### 키워드

Wrist-Mounted Camera, Hand Shape, Gesture Recognition, User Adaptation  
손목 부착형 카메라, 손 모양, 제스처 인식, 사용자 적응

\* 광운대학교 로봇학부(park1263@naver.com)

\*\* 광운대학교 로봇학부(mni3004@gmail.com, heonhuikim@gmail.com)

\*\*\* 교신저자(corresponding author) : 광운대학교 로봇학부 교수(akaii@kw.ac.kr)

접수일자 : 2013. 04. 15

심사(수정)일자 : 2013. 05. 20

게재확정일자 : 2013. 06. 20

## 1. 서 론

제스처는 인간과 기계간의 상호작용(HMI: Human Machine Interaction)에서 다양하고 함축적인 의사를 전달하는데 효과적인 수단이며, 최근 IT 기술의 발전으로 다양한 스마트 제품들이 보급되면서 제스처 인식 관련 연구들이 활발히 이루어지고 있다[1-6]. 제스처는 손, 얼굴, 몸 등을 이용하여 다양한 의사를 전달할 수 있는데, 본 논문에서 대상으로 하는 제스처는 수화, HRI(Human-Robot Interaction) 등의 분야에서 활용되고 있는 손 제스처이며, 구체적으로는 손 제스처 인식에서 손의 모양을 추출하고 분류하는 방법에 대해 다룬다.

손 모양 인식 방법은 접촉식과 비접촉식 방법으로 구분할 수 있다. 접촉식 방법의 대표적인 사례로는 데이터글러브를 이용한 방법이 있는데, 손가락 관절별로 센서를 설치하여 손의 위치, 방향에 상관없이 손가락의 움직임 정보를 추출하는 방법과 근육의 움직임을 측정하는 근전도 센서를 이용하는 방법이 있으며, 매우 정확하게 손 모양을 인식할 수 있는 장점이 있다. 하지만 가격이 고가라는 점과 사용자가 오랜 시간 착용할 때 불편하고 피로도가 증가한다는 단점이 있다. 비접촉식 방법의 대표적인 사례로는 카메라를 사용한 영상 기반의 손 모양 인식 방법이 있는데, 편의성 측면에서 접촉식에 비해 우수하나 복잡한 배경 및 조명 변화로 인한 잡음을 필수적으로 해결해야만 한다[7-13]. 또한, 책상 위나 모자 등에 카메라를 부착하는 기존의 방법은 손의 위치나 자세에 따라 카메라에서 손을 촬영하는 시점이 다양하게 변화하며 손 모양이 잘 관찰되지 않는 시점이 존재하는 단점이 있다.

본 논문에서는 접촉식 및 비접촉식 손 모양 인식 방법의 장점과 단점을 고려하여 고안된 손목 부착형 영상 획득 장치 및 인식 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 하드웨어적으로 소형의 단일 카메라가 손목 부착 구조로 설계됨으로써, 시점불변(View-invariant) 영상을 획득할 수 있다. 또한, 손 전체를 감싸는 데이터글러브에 비해 착용감이 보다 우수한 특징이 있다. 제안하는 장치를 토대로, 본 논문에서는 복잡한 배경과 조명 변화에 대하여 손 영역을 강인하게 분할하기 위한 HSV[14] 히스토그램 기반의 손 영역 분할 알고리즘을 제안한다.

문헌 [15]에서는 한국 인체 치수 조사[16]에서의 손 치수 자료를 바탕으로 직종, 나이, 성별 등 다양한 조건으로 손을 유형별로 구분하고 유형별 특성을 파악하여 특정 그룹으로 사람을 분류하는 실험을 진행하였다. 하지만 손 모양을 기준으로 사람을 특정 그룹으로 분류하는 것이 쉽지 않다는 결과를 보여줌으로써 손 모양 인식을 위해 다수의 사용자 손 정보가 필요하다는 사실을 도출할 수 있다. 또한 기존의 제스처 인식 분야 중 수화인식을 위한 손 모양 인식은 수많은 사용자의 학습 데이터를 통해 만들어진 사용자 독립모델(User independent model)을 기반으로 하는 인식 방법을 제시하고 있다[5][6]. 사용자 독립모델은 불특정 사용자도 바로 사용할 수 있다는 장점이 있지만, 수화 동작의 개인차로 인해 사용자 종속모델(User dependent model)에 비해 인식률이 상대적으로 낮다는 단점이 있다. 또한 사용자 종속모델은 사용자 독립모델에 비해 인식률이 높지만, 특정 사용자의 학습 데이터를 충분히 수집한 후에야 모델을 구축하여 사용할 수 있다는 단점이 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해서는 사용자 독립모델을 기반으로 특정한 사용자의 동작 특성을 반영할 수 있도록 모델을 변형시키는 사용자 적응이 필요하다. 본 논문에서는 사용자 독립모델에서 출발하여 실 사용자가 사용함에 따라 점차적으로 사용자 종속모델로 수렴하는 사용자 적응 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II절에서는 손 영상 획득 장치의 구성에 대해 설명한다. 제 III절에서는 손 모양 인식에 앞서 복잡한 배경과 조명 변화에 대해 손 영역을 추출하기 위한 과정을 설명한다. 제 IV절에서는 추출된 손 영역을 바탕으로 손 모양을 인식하는 방법을 설명한다. 제 V절에서는 제안한 알고리즘의 우수성을 보여주기 위한 실험 결과에 대해 설명하고, 제 VI절에서는 제안한 방법을 정리하고 추후 과제에 대해 서술한다.

## II. 영상 획득 장치

그림 1은 본 논문에서 제안하는 손목 부착형 카메라 장치이며, 소형 USB 카메라(Logitech사의 C905)가 손목에 위치한 형태를 가진다. 이러한 구조는 3차원

공간에서 손의 위치 및 방향과 상관없이 항상 일정하게 손을 포함한 영상을 얻을 수 있다는 장점을 가진다.



그림 1. 손목 부착형 카메라  
Fig. 1 Wrist-mounted camera

그림 2는 제안한 영상 획득 장치를 통해 촬영된 영상으로서, 영상 내의 손 영역은 하단부에 손등이 위치하고 상단부에는 손가락의 끝이 향하도록 하는 특징을 가지게 된다. 사용자가 손 모양을 취할 때 카메라 영상의 특정 영역(하단부)에는 항상 손등이 위치한다는 특징을 활용하면 복잡한 배경과 조명 변화가 있더라도 특정 영역의 정보를 이용하여 손의 색상 모델을 만들 수 있고 손 영역을 추출하기 위한 단초로 사용할 수 있다.



그림 2. 시점 불변 영상  
Fig. 2 View-invariant image

### III. 손 영역 추출

III절에서는 손 모양 인식에 앞서 카메라로부터 획득한 영상에서 손 영역과 배경 영역을 구분하는 방법을 설명한다. 먼저, 카메라로부터 획득한 첫 번째 영상에서 일정 영역에 존재하는 손등의 색상 정보를 이용하여 HSV 히스토그램을 초기화하고, 이후 영상에서는 HSV 히스토그램을 지속적으로 갱신하여 복잡한 배경과 조명 변화에 적응하는 손 영역 추출 알고리즘

을 제안한다.

#### 3.1 HSV 히스토그램 초기화 (t=0)

초기화 단계(t=0)에서는 영상에서 손 영역을 추출하기 위해 사전에 만들어진 RGB 히스토그램을 이용하여 손 영역을 추출하고, 추출된 손 영역의 색상 정보를 이용하여 HSV 히스토그램을 생성 및 초기화한다. RGB 히스토그램은 피부색의 사전 정보로서, 문헌 [7]을 참고하여 피부색과 배경 색상에 대하여 각각  $32 \times 32 \times 32$ 의 3차원 히스토그램을 구축하였다. RGB 색상을 이용하여 지속적인 피부색 검출을 할 경우 카메라로부터 획득한 영상을 그대로 사용할 수 있어 수행 속도가 빠르지만, 조명 변화에 민감하여 별도의 정규화 과정이 필요하기 때문에 본 논문에서는 조명 변화에 덜 민감한 HSV 색상을 이용한다[6][9][17].

그림 3은 HSV 히스토그램의 초기화 과정을 도시한 것이다. 먼저, 손등이 항상 영상의 하단에 있다는 시점불변의 특성을 이용하기 위해 카메라로부터 얻은 영상의 하단에 마스크를 설정한다. 영상의 절반 크기의 마스크에는 손등 영역이 많이 포함되어 있지만, 손등이 아닌 배경도 일부 포함되어 있기 때문에 RGB 히스토그램을 이용하여 마스크 영역 내에 있는 색상, 즉 손등의 색상과 배경 색상을 식 (1)과 같은 베이저안 규칙(Bayesian rule)을 이용하여 분할한다.

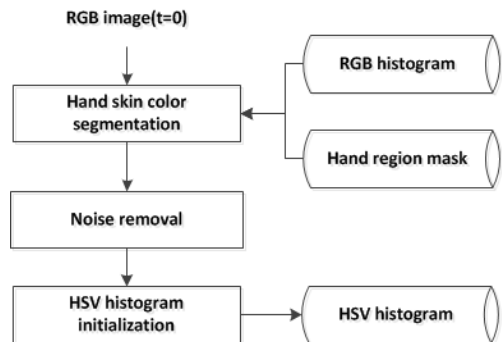


그림 3. HSV 히스토그램 초기화 과정  
Fig. 3 HSV Histogram initialization process

$$\frac{P(\text{Color}|\text{Skin})}{P(\text{Color}|\neg\text{Skin})} \geq \alpha \quad (1)$$

식 (1)에서  $P(Color|Skin)$ 은 피부색이 주어진 색상으로 나타날 확률, 즉 피부색 히스토그램에서 주어진 색상의 빈도 값을 나타낸다. 또한,  $P(Color|Background)$ 은 배경이 주어진 색상으로 나타날 확률, 즉 배경색 히스토그램에서 주어진 색상의 빈도 값을 나타낸다.  $\alpha$ 는 문턱 값으로, 본 논문에서는 실험적으로 구하여 2.4로 설정하였다.

그림 4는 각 과정에서 처리된 영상을 보여준다. 그림 4(a)와 같이 카메라로부터 얻은 RGB 영상의 하단에 그림 4(b)와 같이 마스크를 설정한다. 마스크는 반원 모양으로 설정하였으며 사용자가 어떤 손 모양을 취하여도 항상 손등이 포함되는 영역이다. RGB 히스토그램과 식 (1)의 베이지안 규칙을 적용하면 그림 4(c)와 같은 결과를 얻을 수 있으며, 그림 4(d)는 모폴로지 연산과 외곽선 정보를 이용하여 잡음을 제거한 것이다.

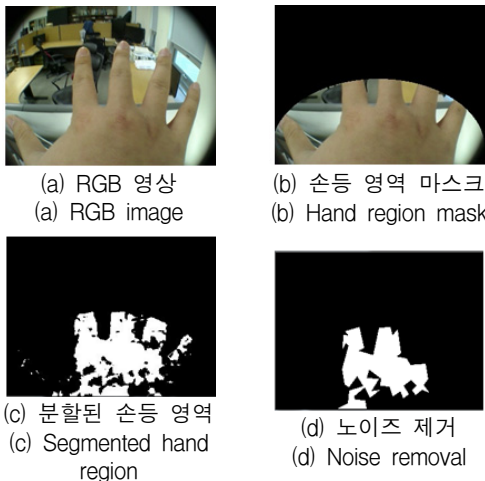


그림 4. 마스크를 사용한 손 영역 분할  
Fig. 4 Hand segmentation using mask

원본 RGB 영상을 HSV 영상으로 변환하고, 마스크 영역에 속하는 손등 영역과 배경에 대하여 각각 HSV 히스토그램을 생성한다. HSV 히스토그램은 RGB 히스토그램과 마찬가지로 H(색상), S(채도), V(명도)에 대해  $32 \times 32 \times 32$ 의 3차원 히스토그램으로 구성하였다.

이러한 과정으로 HSV 히스토그램을 생성하면, 화

면 하단에는 항상 손등이 존재한다는 사전 정보를 사용하기 때문에 아무런 사전 정보 없이 전체 영상에 대해 HSV 히스토그램을 생성한 것보다 좀 더 정확한 HSV 히스토그램을 생성할 수 있다.

### 3.2 적용 단계 ( $t \geq 0$ )

그림 5는 적용 단계를 도시한 것이다. 적용 단계에서는 두 번의 히스토그램 갱신 과정을 거치는데, 전체 영상 정보를 사용하여 HSV 히스토그램을 갱신한 후, 손등 마스크 영역의 영상 정보를 사용하여 HSV 히스토그램을 한 번 더 갱신한다.

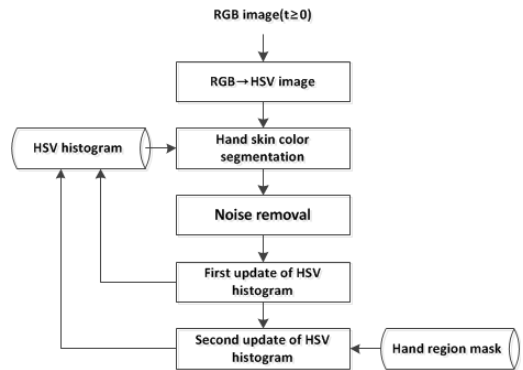


그림 5. HSV 히스토그램 적응 과정  
Fig. 5 HSV histogram adaptation process

그림 6(a)와 같이 카메라로부터 얻은 RGB 영상을 그림 6(b)와 같이 HSV 영상으로 변환한다. 초기화 과정에서 생성한 HSV 히스토그램과 식 (1)의 베이지안 규칙을 적용하여 그림 6(c)와 같이 손 영역을 분할한다. 적용 단계에서는 식 (1)의 문턱 값  $\alpha$ 를 실험적으로 구하여 1.2로 설정하였다. 모폴로지 연산과 외곽선 정보를 이용하여 잡음을 제거하면 그림 6(d)와 같은 결과를 얻을 수 있다. 이러한 과정으로 얻어진 손 영역과 배경 영역 각각에 대하여 식 (2)와 같이 HSV 히스토그램을 갱신한다[8].

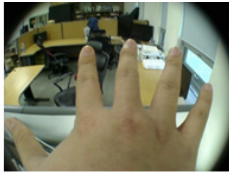
$$H(l, m, n) \leftarrow \beta H^{new}(l, m, n) + (1 - \beta) H(l, m, n), \quad (2)$$

$$l, m, n \in \{0, 1, 2, \dots, 31\}, 0 < \beta < 1$$

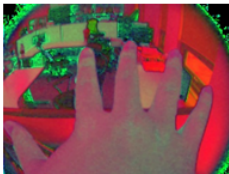
여기서  $H(l, m, n)$ 는 3차원 히스토그램의  $(l, m, n)$  위치에 있는 셀에 해당하는 값을 나타낸다.  $\beta$ 는 가중치를 나타내며, 본 논문에서는 손 영역에 대해서는

0.8로, 배경 영역에 대해서는 0.6으로 설정하였다[3].

같은 방법으로 손등 마스크 영역에 한정하여 손 영역 그림 6(e)과 배경 영역 각각에 대하여 식 (2)와 같이 HSV 히스토그램을 한 번 더 갱신한다. 이는 영상 하단에 항상 손등이 존재한다는 사전 정보를 적극적으로 활용하여 HSV 히스토그램을 좀 더 정확하게 만들기 위한 것이다.



(a) RGB 영상  
(a) RGB image



(b) HSV 영상  
(b) HSV image



(c) 분할된 손 영역  
(c) Segmented hand region



(d) HSV 히스토그램  
1차 수정  
(d) First update of HSV histogram



(e) HSV 히스토그램  
2차 수정  
(e) Second update of HSV histogram

그림 6. 손 영역 분할 과정  
Fig. 6 Hand segmentation process

#### IV. 손 모양 인식

IV절에서는 추출된 손 영역을 바탕으로 손 모양을 인식하는 방법과 인식 성공률을 높이기 위한 사용자 적응기법에 대하여 설명한다.

##### 4.1 손 모양 모델

손 모양 인식을 위해서는 사전에 손 모양 모델을 구축하여야 한다. 이를 위해 손 영역 분할 과정에서 얻어진 결과 그림 6(d)에서 손 영역에 해당하는 픽셀(흰색)은 1로, 배경 영역에 해당하는 픽셀(검은색)은 0으로 하여 모든 픽셀에 대해 이진화 이미지  $B_{i,j}^n$ 를 구성한다.  $J$ 개의 손 모양 각각에 대해  $N_i$ 개의 이미지를 구성한 후 식 (3)과 같이 평균을 구하여 손 모양 모델을 만든다. 즉, 각 픽셀이 해당 손 모양을 구성할 확률로 모델을 구성하는 것이다.

$$DM_{i,j}(x,y) = \frac{\sum_{n=1}^{N_i} B_{i,j}^n(x,y)}{N_i}, \quad (3)$$

$$i \in \{1, 2, \dots, J\}, j \in \{1, 2, \dots, J\}$$

여기서,  $DM_{i,j}$ 는  $i$ 번째 사용자의  $j$ 번째 손 모양에 대한 모델이다.  $B_{i,j}^n$ 은  $i$ 번째 사용자의  $j$ 번째 손 모양에 대한  $n$ 번째 이미지를 나타내며, 픽셀  $(x,y)$ 가 손 영역에 속하는 경우에는 1, 배경 영역에 속하는 경우에는 0의 값을 가진다.

$DM_{i,j}$ 은 사용자에 따라 다른 모델이 만들어지므로 사용자 종속모델에 해당한다. 같은 방법으로 식 (4)와 같이 사용자 독립모델을 구성할 수 있다.

$$IM_j(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^{N_i} B_{i,j}^n(x,y)}{\sum_{i=1}^I N_i}, \quad (4)$$

$$j \in \{1, 2, \dots, J\}$$

즉, 사용자 종속모델에서는 각 사용자별로 모델을 따로 만들지만, 사용자 독립모델에서는 각 사용자의 이미지를 모두 사용하여 평균을 구한다.

##### 4.2 사용자 적응

사용자 적응 과정은 사용자 독립모델에서 출발하여 실 사용자가 사용함에 따라 점차적으로 사용자 종속 모델로 수렴하는 과정이다. 즉, 실사용 시에 카메라로부터 얻은 영상을 손 모양 인식에도 사용하지만, 이를 다시 학습 데이터로 활용하여 손 모양 모델을 갱신한다. 이때, 사용자가 취한 손 모양에 대한 모델만 갱신

하면 각 모델 간의 분리도가 증가하지 않거나 오히려 감소할 수도 있기 때문에 나머지 손 모양에 대해서도 모델을 갱신해 주어야 한다. 하지만 현재 입력된 영상은 하나의 손 모양에 대한 것이므로 나머지 다른 손 모양에 대한 정보를 얻을 수 있는 방법이 필요하다. 사용자의 손 모양은 사용자에 따라 다를 수 있지만 유사한 손 모양을 취하는 사용자들을 그룹으로 묶을 수 있으며 다음과 같은 가설을 생각할 수 있다.

“사용자 A와 B가 특정한 손 모양에 대해 유사도가 높다면 다른 손 모양에 대해서도 높은 유사도를 가질 것이다.”

그림 7은 사용자 A와 사용자 B의 손 모양 모델을 나타낸 것인데 각 손 모양에 대한 모델이 유사함을 관찰할 수 있다. 이러한 관찰을 바탕으로 본 논문에서는 그림 8과 같은 사용자 적용 방법을 제안한다.

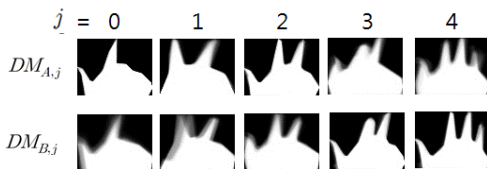


그림 7. 사용자 A와 B의 손 모양 모델  
Fig. 7 Hand shape model of user A and B

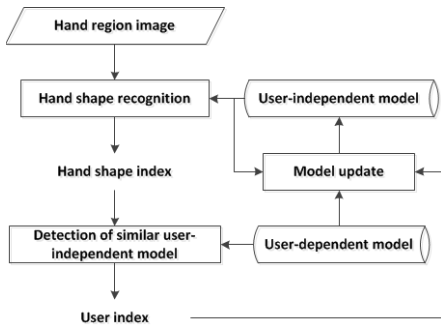


그림 8. 손 모양 인식 과정  
Fig. 8 Recognition process of hand shape

우선 손 영역 분할 과정에서 얻어진 이진화 이미지와 각 손 모양 모델(사용자 독립모델)의 유사도를 구하여 가장 유사도가 높은 모델의 인덱스를 출력으로 한다. 유사도 측정 과정은 표 1에 기술하였으며, 각 손 모양에 대한  $J$ 개의 사용자 독립모델 중에서 가장 높은 유사도를 가지는 인덱스  $j_{max}$ 가 손 모양 인식

결과이다. 이와 함께  $j_{max}$  번째 손 모양에 대한  $I$ 개의 사용자 종속모델  $DM_{i,j_{max}}$  중에서 유사도가 가장 높은 모델의 인덱스  $i_{max}$ 를 구한다. 즉, 현재 사용자와 유사한 손 모양을 취하는 사용자를 찾는 것이다. 이러한 과정을 거친 후, 인식된 손 모양  $j_{max}$ 에 대해서는 얻어진 이진화 이미지로 사용자 독립모델을 갱신하고, 나머지 손 모양에 대해서는 유사도가 가장 높은 사용자 종속 모델의 나머지 손 모양 모델을 사용하여 사용자 독립모델을 갱신한다.

표 1. 모델의 유사도 측정  
Table. 1 Measurement of model similarity

$IM_j$ = User-independent model for $j$ th hand shape $S_j$ = Similarity for $j$ th hand shape $B(x,y)$ = Binary image obtained from camera image for all $j$ $S_j = 0$ for all $(x,y)$ if $B(x,y) == 1$ then $S_j = S_j + IM_j(x,y) - 0.5$ else $S_j = S_j - IM_j(x,y) + 0.5$ end if end for end for $j_{max} = \text{argmax} S_j$
--

사용자 독립 모델을 갱신하는 과정은 식 (4) 및 식 (5)와 같다.

$j_{max}$  번째 손 모양에 대한 사용자 독립 모델 갱신:

$$IM_{j_{max}}(x,y) \leftarrow \gamma B(x,y) + (1-\gamma)IM_{j_{max}}(x,y) \quad (4)$$

나머지 손 모양에 대한 사용자 독립 모델 갱신 :

$$IM_j(x,y) \leftarrow \gamma DM_{i_{max},j}(x,y) + (1-\gamma)IM_j(x,y) \quad (5)$$

$j \neq j_{max}$

이때, 손 모양 인식이 잘못됨으로 인해 모델 갱신이 잘못되는 경우를 방지하기 위하여 인식이 50% 이하인 손 모양에 대해서는 사용자 독립모델을 갱신하지 않는다.

식 (4) 및 식 (5)에서  $\gamma$ 는 가중치이며, 본 논문에서는 실험을 통하여  $\gamma$ 를 0.005로 설정하였다.

### V. 실험

본 논문에서 제안하는 사용자 적응 방법을 적용한 손 모양 인식 시스템의 성능을 평가하기 위하여 그림 9와 같이 16개의 지문자를 대상으로 실험하였다.



그림 9. 지문자  
Fig. 9 Korean manual alphabet

22명의 사용자를 대상으로 16개 지문자 각각에 대하여 각 사용자별로 1000장씩, 총 352,000장의 영상을 획득하였으며, 본 논문에서 제안한 사용자 적응 방법과 비교하기 위하여 사용자 종속 모델만 사용한 경우와 사용자 독립모델만 사용한 경우에 대해서도 인식을 구하였다. 이때, 각 사용자별로 각 지문자에 대해 획득한 1000장의 영상 중에서 900장은 학습 데이터로 사용하고, 나머지 100장은 실험 데이터로 사용하였다.

사용자 종속모델에 대해서는 학습에 사용한 데이터와 실험에 사용한 데이터의 사용자가 같은 경우에는 평균적으로 약 98%의 인식을 얻을 수 있었지만, 학습에 사용한 데이터와 실험에 사용한 데이터가 다른 사용자인 경우에는 평균적으로 약 36%의 인식을 얻었다. 또한, 사용자 독립모델에 대해서는 평균적으로 약 63%의 인식을 얻었다. 즉, 학습에 사용한 데이터의 사용자가 아닌 다른 사용자가 손 모양 인식 시스템을 사용하거나 사용자 독립모델로 구성된 손 모양 인식 시스템을 사용하는 경우 인식이 높지 않기 때문에 불특정 사용자를 위한 손 모양 인식 시스템으로는 적합하지 않다는 사실을 알 수 있었다.

사용자 적응 시스템은 사용자 독립모델에서 출발하여 실 사용자가 취하는 손 모양 영상을 사용하여 모델을 지속적으로 갱신하는 것으로, 학습에 참여하지 않은 사용자의 데이터를 사용하여 실험을 하였다. 그림 10과 그림 11은 시간이 흐름에 따라 1번째 프레임에서의 사용자 독립모델이 1000번째 프레임에서 실 사용자의 손 모양 모델로 수렴하는 과정을 보여주고 있다. 제안하는 사용자 적응 방법을 적용하였을 때 손 모양 인식이 사용자 독립모델에서 출발하여 사용자 종속모델의 인식률로 근접해 가는 것을 볼 수 있는데, 인식률 63.17%에서 91.08%로 27.91% 증가함을 알 수 있다. 그림 12는 각 손 모양에 대한 인식률 변화를 나타낸 것인데, 사용자 적응을 통해 모든 손 모양의 인식이 증가한 것을 알 수 있다. 손 모양 2와 손 모양 8은 다른 손 모양에 비해 상대적으로 낮은 인식을 보이는데, 손 모양 2(ㄴ)는 손 모양 0(ㄱ)과, 손 모양 8(ㄷ)은 손 모양 1(나)과 유사하기 때문이다.

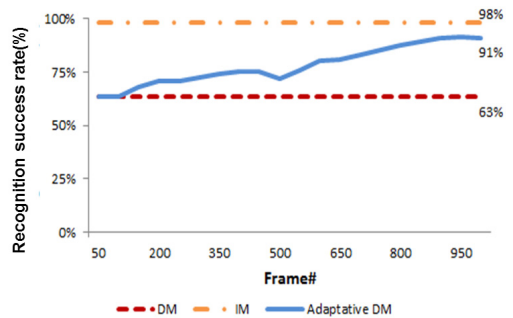


그림 10. 인식률 변화 과정  
Fig. 10 Change of recognition success rate

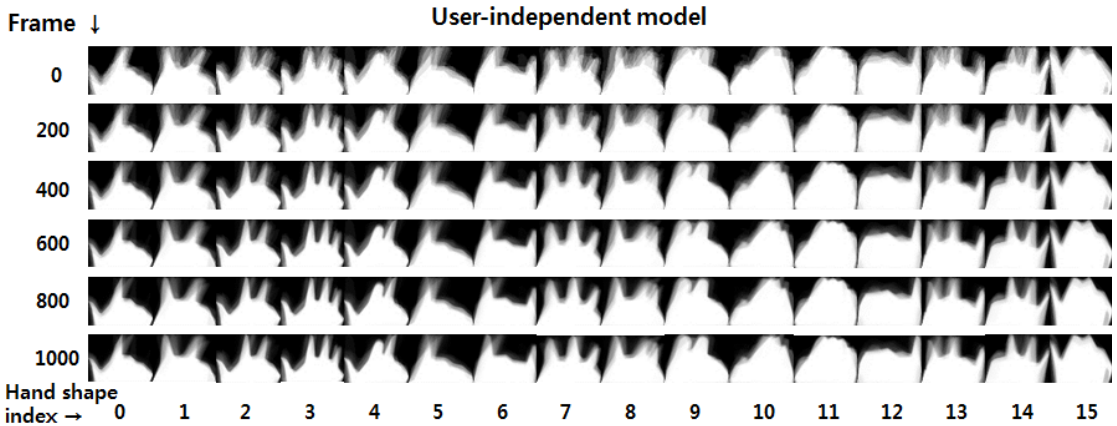


그림 11. 사용자 적응 과정  
Fig. 11 User adaptation process

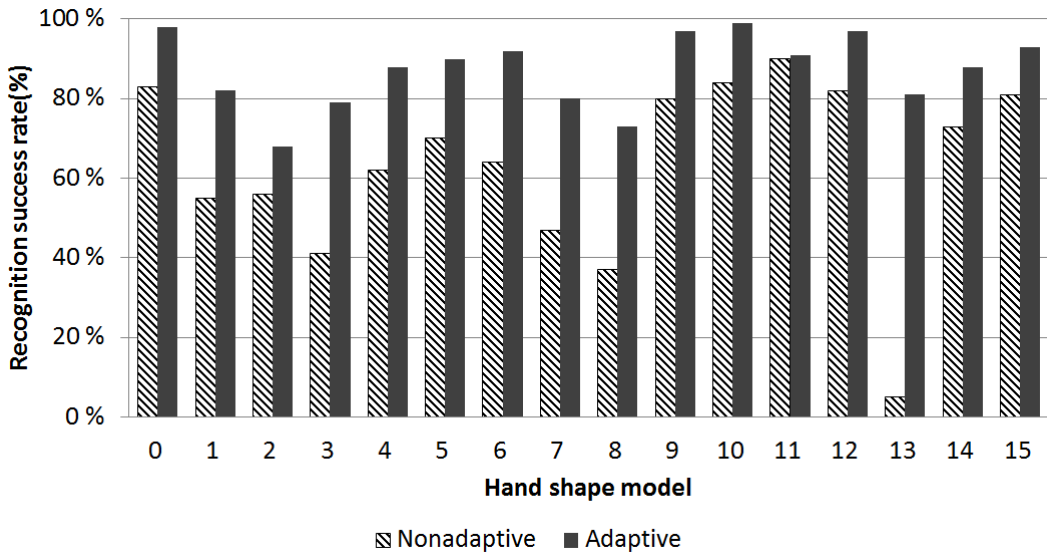


그림 12. 손 모양 인식률  
Fig. 12 Recognition success rate of hand shape

### VI. 결론 및 추후과제

본 논문에서는 손목 부착형 카메라의 특성을 이용하여 조명 변화에 강인한 손 영역 추출 방법을 제안하고, 추출된 손 영역 정보를 이용하여 손 모양을 인식하는 시스템을 다루었다. 또한, 사용자 독립모델과 사용자 종속모델의 장점을 고려하여 사용자 적응 방법을 제안하였다. 실험을 통해 사용자 종속모델과 사

용자 독립모델의 손 모양 인식률과 사용자 적응 방법을 적용한 결과를 비교하였을 때, 사용자 독립모델에서 출발하여 사용자 종속모델의 인식률로 근접해가는 것을 보이고, 27.91%의 인식률 증가 결과를 얻을 수 있었다.

본 논문에서 제안하는 사용자 적응 방법이 효과를 보이기 위해서는 사용자 독립모델의 인식률이 너무 낮지 않아야 한다. 사용자 독립모델의 인식률이 너무



낮으면 잘못 인식된 손 모양 정보를 사용하여 모델을 갱신하기 때문에 오히려 인식률이 낮아질 수 있다. 본 논문에서는 인식률이 낮은 손 모양에 대해서는 모델을 갱신하지 않는 방법을 사용하였는데, 보다 효과적인 방법을 고안할 필요가 있다. 예를 들어, 유사한 손 모양에 대해서는 이진화 영상 전체에 대해 모델을 갱신하지 않고, 구별되는 특정한 부분에 대해서만 모델을 갱신하는 것도 한 방법이 될 것이다.

**감사의 글**

본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 대한T연구센터육성 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (NIPA-2013-H0301-13-2006)

**참고 문헌**

[1] Y. Hamada, N. Shimada and Y. Shirai, "Hand shape estimation using image transition network", Proceedings of Workshop on Human Motion, pp. 161-166, 2000.

[2] E.-J. Ong and R. Bowden, "A boosted classifier tree for hand shape detection", Proceedings of Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 889-894, 2004.

[3] V. Athitsos and S. Sclaroff, "An appearance-based framework for 3D hand shape classification and camera viewpoint estimation", Proceedings of Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 40-45, 2002.

[4] F. K. H. Quek, "Unencumbered gestural interaction", IEEE MultiMedia, Vol 3, No. 4, pp. 36-47, 1996.

[5] S. C. W. Ong and S. Ranganath, "Automatic sign language analysis: a survey and the future beyond lexical meaning", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 27, No. 6, pp. 873-891, 2005.

[6] Z. Yu, C. Xilin, Z. Debin, Y. Hongxun and G. Wen, "Adaptive sign language recognition with exemplar extraction and MAP/IVFS", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 17, No. 3, pp. 297-300, 2010.

[7] M. J. Jones and J. M. Rehg, "Statistical color models with application to skin detection", Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 274-280, 1999.

[8] L. Sigal, S. Sclaroff and V. Athitsos, "Skin color-based video segmentation under time-varying illumination", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 26, No. 7, pp. 862-877, 2004.

[9] Z. Xiao-Ning Zhang, J. Jue, L. Zhi-Hu and L. Chun-Liang Liu, "Skin color enhancement based on favorite skin color in HSV color space", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol. 56, No. 3, pp. 1789-1793, 2010.

[10] S. L. Phung, A. Bouzerdoum and D. Chai, "Skin segmentation using color pixel classification: analysis and comparison", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 27, No. 1, pp. 148-154, 2005.

[11] J.-K. Song, "A study on the noise removal performance of SAMEDI filters", The Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 7, No. 6, pp. 1309-1314, 2012.

[12] D.-W. Kim and J.-H. Kang, "Power line detection of arial images using Hough transform", The Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 5, No. 2, pp. 171-179, 2010.

[13] J.-S. Park, H.-T. Kim and Y.-S. Yu, "Video based fire detection algorithm using Gaussian mixture model," The Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 6, No. 2, pp. 206-211, 2011.

[14] Y.-W. Kwon, S.-H. Jung, D.-G. Park and C.-B. Sim, "A key-frame extraction method based on HSV color model for smart vehicle management system", The Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 8, No. 4, pp. 595-604, 2013.

[15] S. H. Kim and D. H. Kee, "Classification and identification of Korean hand shapes based on anthropometric hand data analysis", Journal of the Korea Safety Management & Science, Vol. 14, No. 1, pp. 75-85, 2012.

[16] <http://sizekorea.kats.go.kr>

[17] K. Kim, "The lines extraction and analysis of the palm using morphological information of the hand and contour tracking method", The Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 6, No. 2, pp. 243-248, 2011.

### 저자 소개



#### 박광현(Kwang-Hyun Park)

1994년 KAIST 전자전산학과 졸업  
(공학사)

1997년 KAIST 전자전산학과 졸업  
(공학석사)

2001년 KAIST 전자전산학과 졸업(공학박사)

2008년~현재 광운대학교 로봇학부 부교수

※ 관심분야 : 네트워크 로봇, HRI



#### 박 현(Hyun Park)

2011년 광운대학교 정보제어공학과  
졸업(공학사)

2011년~현재 광운대학교 대학원 제  
어계측공학과 석사과정

※ 관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식



#### 시호석(Hyo-Seok Shi)

2010년 광운대학교 정보제어공학과  
졸업(공학사)

2012년 광운대학교 대학원 제어계  
측공학과 졸업(공학석사)

2012년~현재 광운대학교 예술로봇연구소 연구원

※ 관심분야 : 기구설계, 제어



#### 김현희(Heon-Hui Kim)

1997년 한국해양대학교 기관공학과  
졸업(공학사)

2002년 한국해양대학교 대학원 제  
어계측공학과 졸업(공학석사)

2012년 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과 졸업  
(공학박사)

2009년~현재 광운대학교 예술로봇연구소 연구원

※ 관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식