

논문 2004-41CI-3-11

## 3차원 공간상의 수신호 인식 시스템에 대한 연구

(A Study on Hand-signal Recognition System in 3-dimensional Space)

장 효 영\*, 김 대 진\*, 김 정 배\*\*, 변 증 남\*

(Hyoyoung Jang, Dae-Jin Kim, Jung-Bae Kim, and Zeungnam Bien)

### 요 약

본 논문은 3차원 공간상에서 행해지는 수신호들을 인식하는 시스템을 다룬다. 수신호 입력을 위한 장치로는 두 대의 컬러 카메라를 사용한다. 비전에 기반을 둔 제스처 인식 방식은 그 자체의 비접촉식 특성으로 인해 사용자 편의 면에서 우수한 것으로 알려져 있다. 그러나 여타의 카메라를 입력 장치로 사용하는 방식들이 그러하듯이 배경과 조명 변화에 대해 취약하다는 것이 문제시된다. 본 논문에서는 특수한 장갑이나 표식을 사용하지 않고도, 배경 및 조명 변화에 강인하게 입력 영상에서 손 영역을 검출하기 위해, 적응 손 컬러 모델과 함께 이전 위치 정보를 이용하였다. 손 영역 영상으로부터 수신호를 인식하기 위해서, 본 논문은 '손 자세'와 '손 궤적'을 기본요소로 하는 수신호 정의 방식을 바탕으로 한다. 확장성 있는 손 자세 분류를 위해서 소그룹 개념을 통한 2단계의 분류방식을 제안한다. 3차원 수신호 영상을 얻기 위해 사용된 두 대의 카메라로부터 얻은 영상들에 대한 상호보완적 선택 방법도 제시한다. 제안된 수신호 인식 방법은 차량 주행 시뮬레이터에 적용하여 실제 환경에서의 적용 가능성을 검증하였다.

### Abstract

This paper deals with a system that is capable of recognizing hand-signals in 3-dimensional space. The system uses 2 color cameras as input devices. Vision-based gesture recognition system is known to be user-friendly because of its contact-free characteristic. But as with other applications using a camera as an input device, there are difficulties under complex background and varying illumination. In order to detect hand region robustly from an input image under various conditions without any special gloves or markers, the paper uses previous position information and adaptive hand color model. The paper defines a hand-signal as a combination of two basic elements such as 'hand pose' and 'hand trajectory'. As an extensive classification method for hand pose, the paper proposes 2-stage classification method by using 'small group concept'. Also, the paper suggests a complementary feature selection method from images from two color cameras. We verified our method with a hand-signal application to our driving simulator.

**Keywords :** hand-signal(수신호), gesture recognition(제스처 인식), small group concept(소그룹 개념)

### I. 서 론

제스처는 목적을 지닌 손이나 몸 등의 움직임을 말한다. 제스처는 대개 인간의 주요 대화수단인 음성의 보

조 역할로 일상생활에서 원활한 의사소통을 돕는다. 또한 공간적 정보 표현이 용이하고 전 세계적으로 공통의 문맥을 가지는 예가 많다. 공사 현장 또는 음성 사용에 어려움이 예상되는 경우나 긴급 상황 발생시에는 음성 에 의한 의사 전달보다 더 큰 효용 가치를 가지기도 한다. 이와 같은 장점으로 인해 최근 컴퓨터의 활용도가 높아지고 3차원 공간상에서 현실 세계를 모사하는 가상 현실과 착용식 컴퓨터(wearable computer)에 대한 관심이 높아지면서 제스처를 새로운 사용자 인터페이스(interface) 장치로 사용하고자 하는 시도가 활발히 행해지고 있다.

특히 제스처 중에서도 수화나 수신호(hand-signal)

\* 정회원, 한국과학기술원 전자전산학과 전기및전자공학  
(Division of Electrical Engineering Department of  
Electrical Engineering and Computer Science, KAIST)

\*\* 정회원, 삼성종합기술원 HCI Lab.  
(HCI Lab., Samsung Advanced Institute of Technology)

※ 본 연구는 산업자원부로부터 부분적 재정지원을 받아 수행되었다.

접수일자: 2003년2월3일, 수정완료일: 2004년3월12일

등을 이용한 인터페이스 방식에 대한 연구는, 이미 이들 손을 이용한 동작이 제스처 중에서도 가장 많이 사용되며 일상생활에서 언어적 특질을 갖춘 독립적인 대화수단으로 이용되고 있다는 점에서 더욱 관심이 집중되는 분야이다<sup>[1][2]</sup>. 대표적인 예로, 수화 인식과 관련하여 언어장애자를 위한 사용자 인터페이스로서 많은 연구가 행해지고 있다. 그 밖에도 원격 로봇 제어, 윈도우 시스템 컨트롤, TV 채널 조절, 컴퓨터를 이용한 발표 등의 응용 분야에 대한 적용이 연구되고 있다<sup>[13-16]</sup>. 최근의 유비쿼터스 컴퓨팅(ubiquitous computing)과 관련한 일련의 동향은 일반 가정생활 공간을 포함한 각종 작업 환경에 대한 수신호 인터페이스 적용 가능성을 가늠하게 한다.

손 제스처 인식과 관련하여 초창기의 접근 방식은 주로 P5 Glove, 5DT Glove, Pinch Glove, Cyber Glove 등과 같은 장갑 장치<sup>[23]</sup>의 사용을 전제하였다. 그러나 최근에는 컴퓨터 성능 향상에 힘입어, 카메라를 입력 장치로 사용하는 비전(vision) 기술 기반의 접근 방식이 새로운 추세로 자리 잡고 있다<sup>[11-3]</sup>. 카메라를 입력 장치로 사용하는 것은 고가의 장치를 구매할 필요가 없으며, 사용자가 일부러 장치를 착용해야 하는 불편을 줄인다는 장점이 있으며, 그 외에 저가의 PC용 카메라 보급이 일반화된 현재의 컴퓨터 환경과도 부합한다. 비전 기반의 제스처 인식에 대한 접근 방식은 다시 별도의 표식(marker)을 사용하는 것과 그렇지 않은 것으로 나뉜다. 표식을 사용할 경우, 각 부분의 움직임을 표식을 통해 비교적 쉽게 구분하여 처리 가능하게 된다<sup>[18][19]</sup>. 그러나 표식 부착으로 인한 번거로움이 남는다. 반면에 표식을 사용하지 않을 경우, 특징점 추출과 관련한 어려움이 예상된다. 영상에서 관심의 대상, 즉 손 제스처의 경우에 손 영역은 입력 영상 평면에서 단지 하나의 블롭(blob)으로 표현된다. 따라서 각 동작의 구분을 위해 사용할 수 있는 특징에 제한이 따르게 된다. 카메라를 입력 장치로 사용할 경우의 일반적인 문제인 조명 변화 및 복잡한 배경에 대한 취약성과 겹침(occlusion) 문제는 비전 기반의 제스처 인식 시스템 개발 시 고려해야 할 중요한 문제이다.

이와 같은 어려움이 있으나, 비전 기반의 제스처 인식 시스템이 만족시켜야 할 바람직한 특징은 다음과 같다<sup>[4]</sup>.

- 배경 변화 및 복잡한 배경에 대해 사용 가능해야 한다.

- 사용자에게 독립적이어야 한다.
- 별도의 표식을 사용하지 않아야 한다.
- 조명 조건 변화 하에 사용 가능해야 한다.
- 실시간 동작이 가능해야 한다.

본 논문에서 대상으로 하는 수신호는 수화와는 달리 그 자체로 신호와 개념과의 관계가 자의적으로 정의되는 심벌(symbol)이다<sup>[12]</sup>. 따라서 위의 다섯 가지 특징에 더하여 다음의 두 가지 특징을 더 추가한다.

- 인식의 용이성 측면 뿐 아니라 사용자 측면에서 사용이 용이한 수신호를 대상으로 해야 한다.
- 시스템 자체가 대상 수신호의 확장 또는 변경이 가능하도록 구조적으로 체계화되어 있어야 한다.

새롭게 추가된 두 가지 특성은 수신호의 임의적인 특징을 고려한 것이다. 즉, 새로운 수신호가 사용자에게 해 추가될 경우에 대한 구조적인 측면에서의 보완을 의미한다.

본 논문에서는 위 여섯 가지 항목에 기반을 둔 3차원 공간상의 수신호 인식 시스템을 제안한다. 입력을 위해서는 두 대 컬러 카메라를 사용한다.

논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 인식의 전처리 단계인 손 영역 추출과 추적을 다루고, III장에서 수신호 인식 방법과 구성에 대해 설명한다. IV장에서는 응용 예를 들어 본 수신호 인식 방법을 검증한다. 여기서는 실제 자동차 운전석 환경을 모사한 자동차 주행 시뮬레이터에 대해 시스템을 적용해 보았다. 마지막으로 V장에서 논문을 마친다.

## II. 손 영역 추출과 추적

손 영역 추출과 추적은 전체 시스템의 흐름에서 전처리에 해당하는 것으로 최종적인 성능에 주요한 영향을 미친다. 그러나 사용자가 달라지면 피부색은 변하게 마련이며, 같은 사용자라 하더라도 영상 내 컬러 정보는 조명과 배경에 대해 민감하게 변한다(그림 1). 따라서 환경에 대해 동적으로 손 색상 모델을 정의하고 갱신하는 과정이 필요하다.

손 색상 모델의 생성 및 갱신 방법으로 가우스 근사화(Gaussian approximation) 방법의 하나인 GMM(Gaussian mixture model)<sup>[24]</sup>을 적용하였다.

### 1. 컬러 모델의 생성

사용되는 컬러 좌표계는 HSI 시스템이다. 여기서 H는 색상(hue)을, S는 채도(saturation)를, I는 명도(intensity)를 나타낸다. 이에 대해 식 (1)~(3)에 RGB 시스템과 HSI 시스템 간 변환식을 나타내었다<sup>[6]</sup>. 손 색상에 대해 각 색상 성분의 분포를 조사하면 RGB 시스템에서의 분산보다 HSI 컬러 좌표계에서의 각 성분의 분산이 작다. 따라서 피부색 검출 과정을 포함하는 많은 응용에서 RGB 컬러 좌표계보다 HSI 컬러 좌표계를 선호한다.

$$H = \cos^{-1} \left\{ \frac{(R-G) + (R-B)}{2[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{\frac{1}{2}}} \right\} \quad (1)$$

$$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} [\min(R, G, B)] \quad (2)$$

$$I = \frac{(R+G+B)}{3} \quad (3)$$

컬러 카메라로부터 입력되는 RGB 영상은 HSI로 변환하여 사용된다. 또한 이후 컬러 모델 생성 과정에서 조명 변화에 따른 영향을 최소화하기 위하여 HSI 컬러 좌표계에서 명암을 의미하는 I축은 사용하지 않는다. 식 (4)는 컬러 분포에 대한 HS 평면에서의 2차원 히스토그램을 의미한다. 컬러 모델은 피부색 영역과 그 외 영역에 대해 각 하나씩 생성된다.

$$K = \{(h, s, n) \mid 0 \leq h \leq 255, 0 \leq s \leq 255, 0 \leq n \leq N\} \quad (4)$$

K: HS 공간에서의 컬러 분포 2차원 히스토그램

h: 색상(hue) 값, s: 채도(saturation) 값

n: 은 해당 h, s 값을 갖는 픽셀 수

N: 전체 픽셀 수

컬러 정보가 주어졌을 때 손 영역을 추출하는 과정은 베이스 정리에 의해 식 (5)와 같이 표현된다. T는 주어

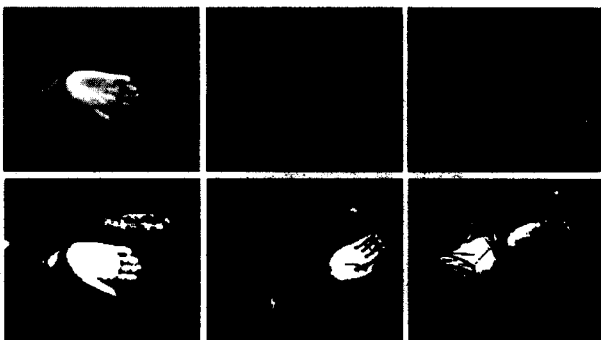


그림 1. 조명 변화 하에서 고정 임계치 이진화 처리의 예 (임계치 = 155)

Fig. 1. Examples of fixed threshold results. (Threshold = 155)

진 영상에서 특정 픽셀이 손 영역에 속하는 경우를 의미하며, 그 외의 경우는 T'으로 나타내었다.

$$P(T|h, s, x, y) > P(T'|h, s, x, y) \quad (5)$$

즉, 식 (5)에 의해 색상 및 채도 값이 각 h, s이고 영상 평면 내 (x, y)에 위치하는 픽셀에 손 픽셀일 조건부 확률이 그렇지 않을 경우에 대한 확률보다 크면 해당 픽셀을 손 영역에 속하는 것으로 분류한다.

그런데, 일반적으로 생각하여 해당 픽셀의 색상 및 채도는 영상 평면 상 손의 위치 x, y에 대해 무관하다. 따라서 식 (6)이 성립한다.

$$P(T|h, s, x, y) = \frac{P(h, s|T) \times P(T|x, y)}{P(h, s|x, y)} \quad (6)$$

마찬가지로 P(T'|h, s, x, y)에 대해서도 식 (7)이 성립한다.

$$P(T'|h, s, x, y) = \frac{P(h, s|T') \times P(T'|x, y)}{P(h, s|x, y)} \quad (7)$$

P(T|x, y) + P(T'|x, y) = 1이므로 식 (6)과 식 (7)로부터 식 (8)이 성립한다.

$$P(h, s|T) \times P(T|x, y) > P(h, s|T') \times (1 - P(T|x, y)) \quad (8)$$

식 (8)을 구성하는 항, 즉 P(h, s|T), P(h, s|T'), P(T|x, y)은 각각 손 색상 모델, 배경 색상 모델, 손 픽셀의 영상 내 위치에 대한 확률로 해석할 수 있다.

이 중 P(T|x, y)는 학습을 위해 사전에 획득한 영상으로부터 식 (9)와 같이 추정한다.

$$P(T|x, y) = \frac{x, y \text{ 좌표 픽셀이 손 영역에 포함되는 프레임의 수}}{\text{전체 프레임의 수}} \quad (9)$$

그림 2에 학습 영상의 예를 보였다. (b)의 손 영역 마스크는 학습을 위하여 사전에 각 입력 영상에 대하여 수작업으로 손 영역에 대하여 정의한 것이다. 이와 같은 방법으로 학습 영상 평면을 손 영역과 그 외 영역에 대해 구분하여 색상 모델 생성을 위한 데이터로 사용하게 된다.

동일한 시점에서 한 영상 내 손 색상은 비교적 고를 것이라 예상할 수 있다. 따라서 손 색상 모델 생성 과정에서 색상 분포가 단봉(uni-modal) 구조의 가우스 분포 형태를 가질 것이라 가정한다. P(h, s|T)는 식 (10)의 관계로부터 구한다.

$$P(h, s) = P(T) \times P(h, s|T) + (1 - P(T)) \times P(h, s|T') \quad (10)$$

P(T): 영상 내 상대적인 손 크기

식 (10)에서  $P(h, s)$ 는 전체 색상 분포를 의미하며 식 (11)과 같이 정의된다.

$$P(h, s) = \frac{h, s\text{값을 갖는 픽셀 갯수}}{\text{전체 픽셀 갯수}} \quad (11)$$

$P(h, s)$ 는 식 (12)에 의해 GMM(Gaussian mixture model)  $P'(h, s)$ 로 근사할 수 있다<sup>[20]</sup>.

$$P'(h, s) = \sum_{i=1}^K \omega_i \times N_i(h, s), \quad \text{단 } \sum_{i=1}^K \omega_i = 1 \quad (12)$$

따라서  $P(h, s|T)$  및  $P(h, s|T')$ 을 찾는 문제는  $P(c) \approx P'(c)$ 인  $\omega_i$ 와  $N_i(c)$ 의 집합을 찾는 문제로 귀결된다. 각  $i$ 번째 가우스 분포  $N_i$ 는 평균  $\mu_i$ 과 공분산 행렬  $\Sigma_i$ 에 의해 특징지어진다. 결국 입력 영상에 따라 색상 모델을 갱신하는 과정은 주어진 영상의 색상 분포를 분석하여  $P(h, s) \approx P'(h, s)$ 가 되는  $\omega_i, \mu_i, \Sigma_i$ 의 집합을 찾는 과정이다. 이것은 GMM에 EM(expectation maximization) 알고리즘<sup>[21][22]</sup>을 적용하여 학습하여 해결 가능하다. 이에 대해서는 다음 장에서 기술하도록 한다.

### 2. 컬러 모델 갱신

EM 알고리즘은 가우스 분포의 가중합으로 전체 히스토그램 분포를 근사한다. 그러나 개별 가우스 성분(Gaussian component)에 대해서는 보장하지 않는다. 즉, GMM의 가우스 성분 중 어떤 특정 성분이 손 영역에 대한 색상 모델인지 알 수 없다. 식 (12)에서 첫 번째 성분이 손 색상 모델이 되게 하기 위해 식 (13)과 같이 가정한다. 즉, 첫 번째 가우스 성분( $N_1$ ) 초기 평균값을 손 색상 분포 추정 값에 가깝게 잡아준다. 이와 같이 함으로써 결과적으로  $N_1$ 이 손 컬러 모델을 의미하게 된다.

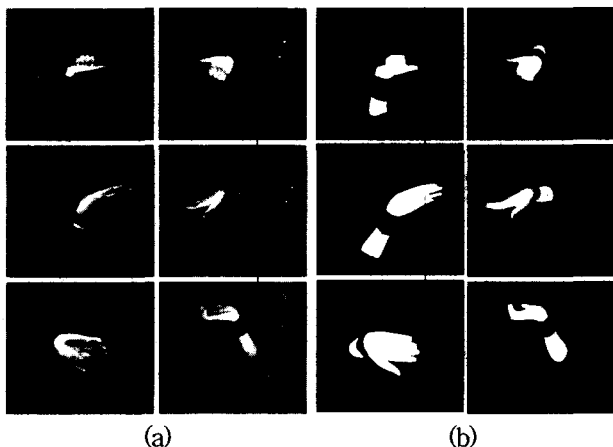


그림 2. 학습 데이터: (a)입력 영상 (b)손 영역 마스크  
Fig. 2. Training data: (a)Input image (b)Hand-region mask.

$$\mu_1 = \mu_1' \quad (13)$$

$\mu_1$ : 첫 번째 가우스 분포의 평균

$\mu_1'$ : 손 색상 분포 추정 평균

손 색상 분포에 대한 추정 평균  $\mu_1'$ 은 학습 데이터로부터 얻은  $P(T(x, y)) \approx 1$ 인 픽셀들의 컬러 분포 평균이다. 이와 같은 방법으로 첫 번째 가우스 성분  $N_1$ 을 손 영역 색상 분포에 대한 근사로 고정하면, 식 (14)~(16)을 얻을 수 있다.

$$P(T) = \omega_1 \quad (14)$$

$$P(h, s|T) = N_1(h, s) \quad (15)$$

$$P(h, s|T') = \frac{1}{1-\omega_1} (\omega_2 \times N_2(h, s)) \quad (16)$$

### 3. 손 영역 추출 및 추적

생성된 손 색상 모델을 근거로 손 영역을 추출하는 과정에서 이전 입력 영상에서의 손 위치에 대한 지식과 영상 내 손 위치에 대한 확률 분포를 이용하여 최종적인 손 영역을 결정한다.

손 영역 추출을 연속적으로 행함으로써 손을 추적하게 된다. 손 추적을 위해서 시스템은 우선 손이 움직이는지 또는 정지해 있는지를 결정해야 한다. 그러나 이 과정에서 각 영상 프레임에서 결정된 손 영역의 위치가 항상 정확하지는 않음에 유의해야 한다. 실제 사용자가 정해진 동작을 하는 경우라도 손의 떨림, 손 움직임 속도 변화 등으로 인하여 사용자 의도와 다르게 움직이거나 멈춘 것으로 판단될 수 있고 손의 움직임이 없다고 하여도 조명이나 배경이 급격하게 변화할 경우에는 손 영역 추출 단계에서의 미세한 오류로 인하여 손 영역의 위치가 변화하는 것으로 판단될 수도 있다. 따라서 식 (17)과 같이  $x, y$  방향의 움직임에 대한 임계치를 두어 바로 전 프레임과 현재 프레임 사이에서 손의 움직임을

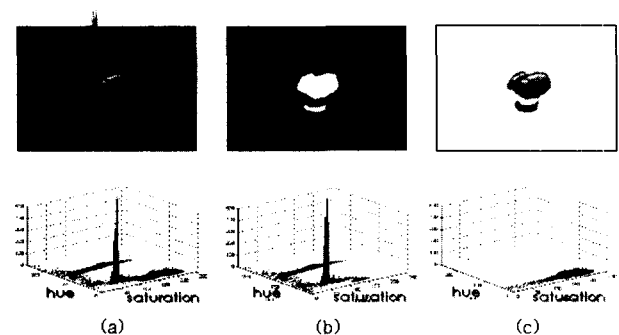


그림 3. 손 영역 추출의 예: (a)입력영상 (b)배경 (c) 손  
Fig. 3. Example of hand-region segmentation: (a)Input Image (b)Background (c)Hand.

결정짓는 기준으로 삼는다.

$$|x_t - x_{t-1}| > S_x \vee |y_t - y_{t-1}| > S_y \quad (17)$$

$(x_t, y_t)$ : 시간 t 시점에서의 손 중심 좌표

$S_x$ : x 방향 움직임 임계치

$S_y$ : y 방향 움직임 임계치

또, 일정한 시간 동안 움직임 또는 정지 상태가 지속된다고 가정한다. 이를 통해 손 영역 추출 단계에서 약간의 오류가 발생하거나 움직임 속도가 크게 변화할 경우에 대한 오류를 줄일 수 있다.

손의 움직임 여부가 결정되면 그 결과에 따라 손 자세 또는 손 궤적 인식 과정을 수행한다. 즉, 손이 정지해 있을 때는 손 자세를 인식하고, 반대로 손이 일정시간 정지 후 이동하고 다시 일정시간 정지하면 움직인 궤적과 시작 및 종료 시의 손 자세를 인식한다. 인식 과정에 대해서는 다음 장에서 다룬다.

### III. 수신호 인식기의 구성

손 영역을 추출한 이후에, 손의 윤곽선 및 기초적인



(a) 손자세 (hand pose)



(b) 손궤적 (hand trajectory)

그림 4. 수신호소(수신호 기본요소)의 예  
Fig. 4. Example of basic elements of hand-signal.

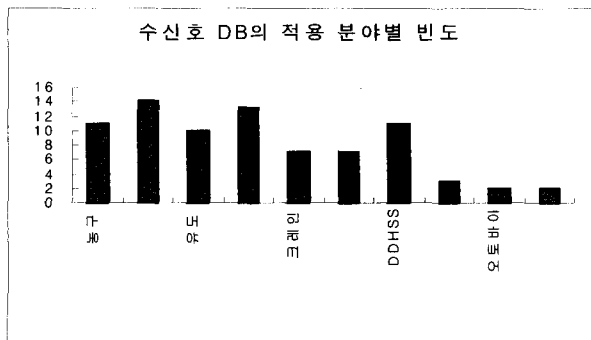


그림 5. 수신호 DB의 적용 분야별 빈도  
Fig. 5. Frequency of the application areas of hand-signal DB

영상 특징값 집합을 이용하여 해당 손동작에 가장 근접한 수신호를 추정한다. 수신호 인식의 단계는 크게 주요 영상 선별 단계와 손 자세 인식 및 손 궤적 인식 단계와 최종적인 수신호 인식 단계로 구분된다. 수신호 데이터베이스는 제안한 수신호 인식의 근간이 된다. 여기에서는 수신호 데이터베이스의 구성에 대해 밝힌 후 주요 영상 선별기와 손 자세 및 손 궤적 인식 단계에 대해 기술한다.

#### 1. 수신호 데이터베이스의 구성

수신호는 일반적으로 손 모양(hand posture), 손 방향(hand orientation), 손 궤적(hand trajectory)으로 구성된다. 실제로 손 모양과 손 방향은 서로 독립적인 요소이다. 그러나 실제 영상 처리 과정에서는 2차원 영상 평면상에서의 손 영역 윤곽선을 이용하므로 손모양의 변화와 손방향의 변화를 같은 범주로 통합하여 손 자세(hand pose)로 분류하였다. 또한 손 자세와 손 궤적을 일컬어 수신호소(basic element of hand-signal)라 정의한다.

수신호 데이터베이스는 실제 환경에서 사용되는 교통 수신호 및 스포츠에서의 수신호에 근거하여 선별한 총 50종의 수신호로 이루어지며, 32종의 손 자세와 5종의 손 궤적을 기본 요소로 한다<sup>[8]</sup>. 수신호는 오른손만을 사용하는 것을 대상으로 한다. 그림 5에 손 자세를 차용한 응용 분야를 나타내었다.

손 궤적은 다수의 프레임으로 표현되며, 이러한 손

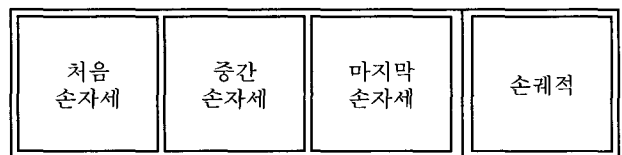


그림 6. 수신호 데이터베이스의 구조  
Fig. 6. Structure of hand-signal database.

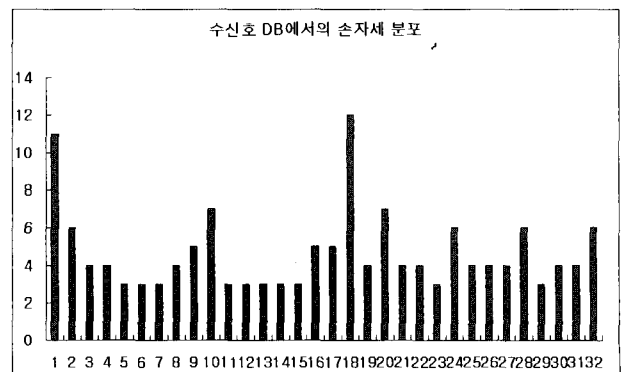


그림 7. 수신호 DB에서의 손 자세 분포  
Fig. 7. Frequency of hand poses in the hand-signal DB.

궤적에 병행하여 다양한 손자세가 얻어질 수 있다. 손 자세 및 손 궤적을 이용하여 하나의 수신호를 구성하기 위하여 본 연구에서는 수신호 과정에서 행해지는 손 자세를 크게 '처음 손 자세', '중간 손 자세', '종료 손 자세'의 세 가지 단계로 분류하였다. 즉, 하나의 수신호는 세 개의 손 자세와 하나의 손 궤적으로 구성된다.

그림 7은 수신호 DB에 정의된 수신호에서 각 손 자세에 대해 사용하는 빈도를 나타낸다.

표 1에 수신호 데이터베이스를 구성하는 수신호의 예를 보였다. 손 자세 및 손 궤적 정의 과정에서는 가능한 한 다양한 요소를 정의하여 사용하는 대신, 일상생활에서의 사용을 통해 일반적으로 편의성이 검증된 것으로 볼 수 있는 운동경기 중 사용되는 수신호의 손 자세 및 손 궤적을 도입하였다. 이와 같이 함으로써 얻을 수 있는 효과로 두 가지를 생각할 수 있다. 첫째는 기존 운동 중 사용되는 수신호에 더하여 사용자가 추가로 수신호를 선택하여 사용할 수 있다는 점이며, 둘째는 본

표 1. 수신호 데이터베이스의 예  
Table 1. Example of hand-signals database

번호	손자세	손궤적	의미
1			리스닝 할음 (농구) 시크닝아웃 (야구) OKOK (투수) 위험 (농수) 공기가 없다 (농수) 나는 제일 빠른 사람입니다 (농수) 전원가 필요없음(야구)
2			
3			브레이크를 고장냈네요 (자동차)
4			리스닝 할음(포러스트를 잃어, 농구)
5			확인 할 속도 (드래깅)
6			어느 방향? (농수)

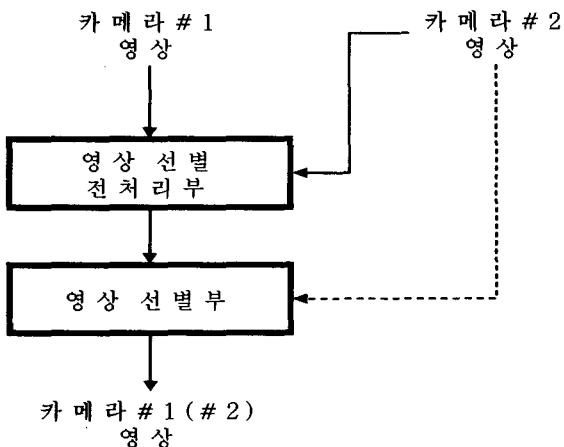


그림 8. 주요 영상 선별기  
Fig. 8. Primary image selector.

수신호 데이터베이스를 다른 응용 예에 대해 적용할 수 있다는 것이다.

2. 주요 영상 선별기

주요 영상 선별기는 동일 시간대에 두 대의 카메라로부터 얻은 입력 영상 중 해당 수신호를 분류하는데 적합한 영상을 선택한다.

본 논문에서의 전후 프레임 사이의 영상 선별 기준은 면적 및 무게 중심 좌표의 변화량에 근거한다. 주요 영상 선별기의 입력으로 사용되는 영상 특징 벡터( $f_t$ )는 식 (18)과 같다.

$$f_t = [X_t, Y_t, A_t]^T \tag{18}$$

$X_t$  : t 프레임에서 손 영역의 무게 중심 x 좌표

$Y_t$  : t 프레임에서 손 영역의 무게 중심 y 좌표

$A_t$  : t 프레임에서 손 영역의 면적

이 때 손궤적의 측면에서는  $X_t, Y_t, A_t$  값의 변화가 크면 정보량이 많은 것으로 볼 수 있다.  $A_t$  값의 변화가 많은 것은 또한 손 자세 측면에서 변화량이 많음을 의미한다. 따라서, 식 (19)로 표현되는 현 입력 영상 프레임과 이전 영상 프레임 각각에서 추출한 영상 특징

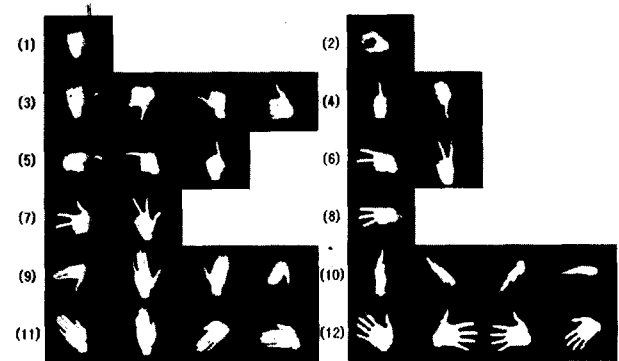


그림 9. 손 자세 소그룹  
Fig. 9. Hand pose subgroups.

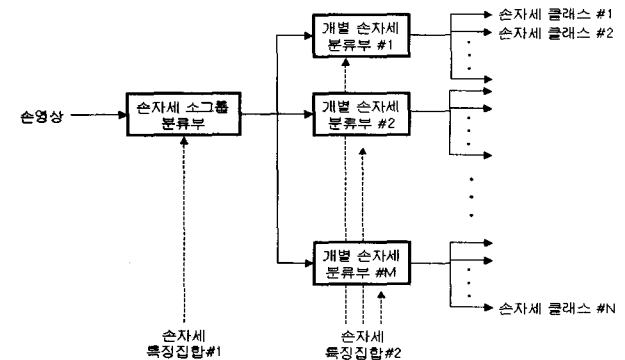


그림 10. 소그룹 분할기와 개별 손 자세 분류기  
Fig. 10. Sub-group divider and hand-signal classifier.

벡터 사이의 차이가 큰 쪽의 영상을 주요 영상으로 결정한다. 단, 이 경우 순간 적인 조명 변화 또는 사용자의 의도하지 않은 미세한 움직임 등으로 인한 오차를 줄이기 위한 방법으로 두 프레임 간의 영상 특징 벡터 차이 ( $\Delta f$ )가 실험적으로 정한 임계치 ( $S_f$ )를 넘지 않는 경우에는 무시한다.

$$\Delta f = \|f_t - f_{t-1}\| > S_f \quad (19)$$

$S_f$ : 영상 특징 벡터 변화량 임계치

3. 손 자세 인식기

그림 9는 손 자세 소그룹과 해당 소그룹에 소속된 손 자세 구성이다.

제안하는 방법에서는 손 자세를 인식하기 위하여 입력 손 영상을 소그룹으로 나눈 후 다시 해당 소그룹 내에서 개별 손 자세 모델로 분류하는 2단계 접근 방식을 취한다.

2단계 인식 구조를 이용하는 손 자세 인식 방법은 다음의 두 가지 이점을 갖는다. 첫째, 처음부터 많은 특징을 다 구하여 모든 손 자세 모델과 정합하는 대신에 먼저 소그룹으로 분류 후, 해당 소그룹 내의 손 자세 모델만을 대상으로 정합 연산을 수행하기 때문에 계산량을 줄일 수 있다. 둘째, 각 소그룹에 따라 특성화된 인식의 과정의 적용은 궁극적으로 인식 대상 수신호의 폭넓은 확장 가능성을 의미한다. 즉, 새로운 손 자세 모델을 추가할 때에도 손 자세 인식부 전체를 수정하지 않고 추가하고자 하는 손 자세 모델을 가장 유사한 소그룹에 추가하여 주면 되므로 손 자세 인식부의 확장이 용이하다.

표 2. 개별 손 자세 분류기에 사용된 특징  
Table 2. Features used in elementary hand-signal classification.

소그룹 (M=12)	사용된 손 자세 특징	소그룹에 속한 손자세 수(N)
1	-	1
2	-	1
3	$\theta, E$	4
4	$\theta$	2
5	$\theta, E, C$	3
6	$\theta$	2
7	$\theta$	2
8	-	1
9	$\theta, E, C$	4
10	$\theta, E, C$	4
11	$\theta, E, C$	4
12	$\theta, E, C$	4

다.

손 자세 인식기에서 특징값을 얻기 위한 처리 과정은 다음과 같다. 전 단계에서 추출된 손 영역 영상은 먼저 방향 정규화 과정을 거치게 된다. 손 영상에 대한 블롭 분석을 통해 식 (20)과 같이 장축(L)의 방향각 ( $\theta$ )를 구하고, 그 손 영상을 해당 방향각만큼 역 회전한다 ( $R(-\theta)$ ).

$$\theta = \tan^{-1} \left[ \frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}} \right] \text{ (rad)} \quad (20)$$

$$\mu_{11} = \sum_x \sum_y xy I(x, y), \quad \mu_{20} = \sum_x \sum_y x^2 I(x, y), \quad \mu_{02} = \sum_x \sum_y y^2 I(x, y)$$

$I(x, y)$ :  $(x, y)$ 좌표 픽셀의 밝기(Intensity)

다음으로 정규화된 손 영상을 각 손 자세 소그룹의 대표 손 자세 영상과 식 (21)을 이용하여 비교한다.

$$T_i = 1 + \frac{n(I_G \otimes I_N) - n(I_G \oplus I_N)}{2n_T} \quad (21)$$

$i = 1, \dots, 12$

$I_G$ :  $i$ 번째 소그룹의 대표 손 영상

$I_N$ : 사용자에게 의해 입력된 정규화된 손 영상

$n(I_x)$ : 영상  $I_x$ 의 모든 픽셀 값의 합

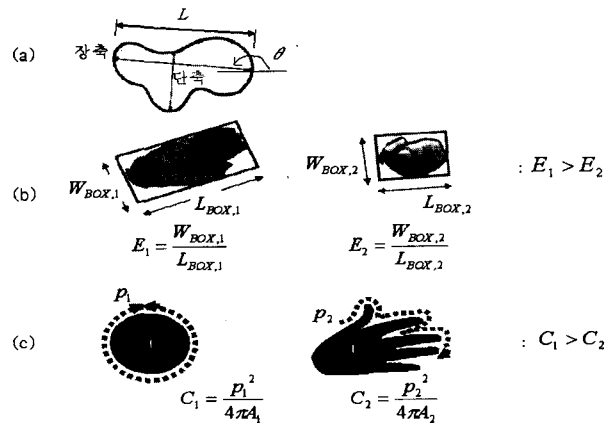
$n_T$ : 대표 손 영상의 전체 픽셀 수

$I_G \oplus I_N$ : 영상  $I_G$ 와 영상  $I_N$ 의 배타적 논리합 (exclusive OR)

$I_G \otimes I_N$ : 영상  $I_G$ 와 영상  $I_N$ 의 배타적 부정합 (exclusive NOR)

위의 영상 비교 결과치 ( $T_i$ )는  $[0, 1] \in \mathbb{R}$ 의 범위로 정규화된다. 이 때 해당 입력 손 영상은, 정규화된 입력 손 영상에 대한 각 소그룹의 대표 손 영상과의 영상 비교 결과 값 중 가장 큰 값에 해당하는 소그룹으로 분류

그림 11. (a)장축 방향각 (b)장/단축 길이비 (c)볼록 정도  
Fig. 11. (a) Major-axis (b)Elongation (c) Convexity.



한다. 이후 개별 손 자세 분류부는 입력된 손 영상의 장축 방향각( $\theta$ )과 장/단축 길이의 비( $E$ ), 그리고 볼록 정도( $C$ ) 등의 특징값을 이용하여 해당 입력과 일치하는 손 자세 모델을 추출한다. 장축 방향각은 앞서 보인 식 (20)의 방법을 통해 구하며, 장/단축 길이비 및 볼록 정도는 각 식 (22), (23)에 의해 얻을 수 있다.

$$E = \frac{W_{BOX}}{L_{BOX}}, \quad L_{BOX} > W_{BOX} \quad (22)$$

$W_{BOX}$ : 인접 최소 사각형의 단축

$L_{BOX}$ : 인접 최소 사각형의 장축

$$C = \frac{p^2}{4\pi A} \quad (23)$$

$p$ : 손 영상을 둘러싼 외곽선의 전체 길이(perimeter)

$A$ : 손 영상의 면적(area)

그림 11은 장축 방향각, 장/단축 길이비, 볼록 정도의 예를 든 것이다.

$E$ 는 0과 1사이의 값을 취하며, 1에 가까울수록 원 또는 정사각형에 가까우며, 0에 가까울수록 직선에 가깝다. 또한  $C$  역시 0과 1사이의 값을 가지는 볼록 표면 거칠기에 대한 척도로서, 1에 가까울수록 손 영상 표면이 매끄러운 원에 가까움을, 0에 근접할수록 요철이 심함을 나타낸다.

손 자세 인식 전 과정에 있어서 손 자세 인식기는 12개의 소그룹의 대표 손 자세 영상 및 32개 손 자세 모델의 특징값, 즉 장축의 방향각( $\theta$ ), 장/단축 길이비( $E$ ), 볼록 정도( $C$ )을 저장한 데이터베이스를 이용하되, 단 소그룹 분류기 이후의 처리 과정에서 개별 손 자세 추출을 위해 필요한 특징값을 각 소그룹에 맞추어 선택하여 적용한다.

#### 4. 손 궤적 인식기

손 궤적 인식 부분에 있어서는 기존 연구를 통해 온라인 필기 문자 인식이나 음성 인식 등의 분야에서 좋은 결과를 보여주고 있는 은닉마르코프모델(HMM)을 적용하였다<sup>[9]</sup>. 은닉마르코프모델은 전이(transition)에 의해 연결된 상태(state)들의 모임을 의미하며, 각 전이는 전이를 하기 위해 필요한 전이확률(transition probability)과 전이가 발생할 때마다 유한한 알파벳에 속하는 각 출력 심벌(output symbol)을 발생시키는 조건부 확률을 나타내는 출력확률(output probability)을 표현한다<sup>[9][11]</sup>. 은닉마르코프모델은 시간과 함께 공간적인 변화가 있는 패턴의 인식에 적절한 것으로 알려져

있다<sup>[11]</sup>. 영상 평면상에서의 손 운동 또한 시간에 따른 좌표 값의 변화로 나타나므로 HMM의 적용이 타당하다.

이 모델의 입력으로 사용되는 손 궤적 특징으로 현재 손 위치에서 다음 손의 위치로 움직이는 방향을 사용한다. 그림 12에 인식 대상이 되는 손 궤적 클래스를 나타내었다. 은닉마르코프모델의 초기 위상은 하나의 수신호 표현에 얼마나 많은 서로 다른 상태(state)가 필요할 것인가를 추정함으로써 결정할 수 있으며, 경험에 근거하여 위상에 대한 세부 조정이 가능하다. 여기에서는 그림 13와 같은 4상 은닉마르코프모델을 사용하였다.

#### 5. 수신호 인식기

수신호 인식기는 손 자세 인식부와 손 궤적 인식부의 인식 결과 및 미리 정의한 수신호 데이터베이스 항목을 참조하여 사용자가 취한 수신호의 의미를 결정한다. 이에 대하여 하나의 수신호에 다수의 손 자세를 취하거나 다수의 손 궤적을 취할 수 있도록 함으로써 인식 가능한 수신호의 수를 확장할 수 있다. 즉, 하나의 카메라에 대하여 처음 손 자세, 중간 손 자세, 마지막 손 자세와 하나의 손 궤적을 인식하도록 하면 각 카메라 당 4가지의 정보가 얻어져, 결과적으로 두 대의 카메라 모두로부터 8가지의 정보를 얻을 수 있다. 이 8가지의 정보와 하나의 수신호명으로 이루어지는 개별 수신호 정의를 수신호 데이터베이스에 저장해 놓고, 사용자가 이 8가지 정보에 부합하는 손 자세 및 손 궤적을 취할 경우 이를 기반으로 해당 수신호에 해당하는 출력을 내보내

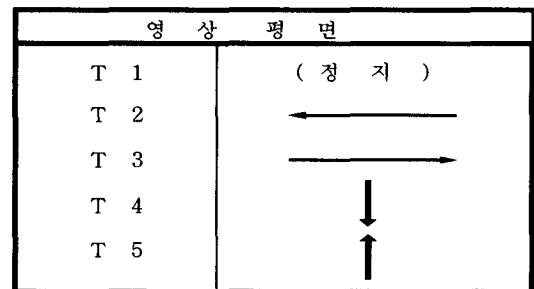


그림 12. 사용된 손 궤적 클래스  
Fig. 12. Used hand-trajectory class.

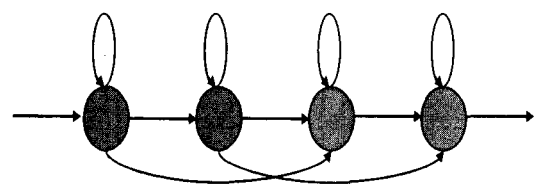


그림 13. 인식에 사용된 4상 은닉마르코프모델  
Fig. 13. The four state HMM used for recognition.



도록 한다.

### IV. 실험

제안한 수신호 인식 시스템의 응용 예로서, 본 시스템을 운전 환경에 대해 적용해 보았다. 실험은 실제 자동차 환경을 모사한 주행 시뮬레이터 상에서 이루어졌다.

#### 1. 시스템의 구성 및 운용

그림 14에 주행 시뮬레이터의 개요도를 보였다. 시스템은 크게 클라이언트와 서버로 나뉘며 클라이언트 측에서는 영상 취득과 영상 처리 및 인식을, 서버 측에서는 사용자에 대한 직접적인 인터페이스를 관장하게 된다.

전체 처리 과정은 그림 15와 같다. 크게 전처리기, 수신호 인식기, 그리고 인터페이스 부분(차량 주행 시뮬레이터)으로 나뉜다.

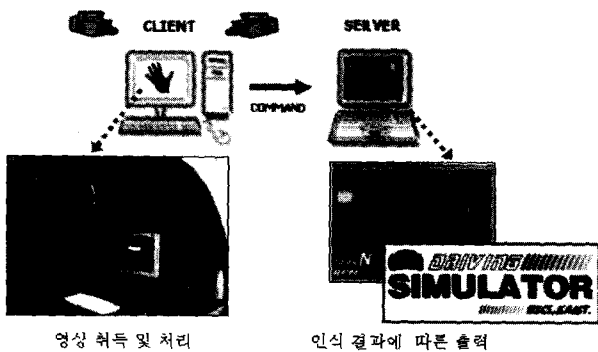


그림 14. 주행 시뮬레이터의 개요  
Fig. 14. Overview of the driving simulator.

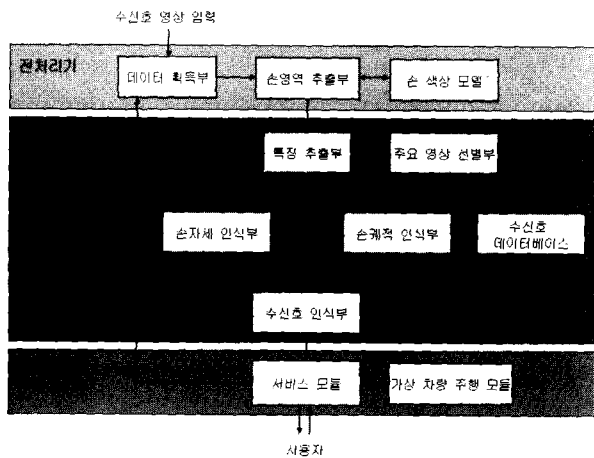


그림 15. 제안된 3차원 공간상 수신호 인식 시스템의 흐름도  
Fig 15. Flow chart of proposed hand-signal recognition system in 3D space.

데이터 획득부에서는 2대의 카메라에 대한 영상 데이터를 얻는다. 이어서 손 영역 추출부에서 손 색상 모델을 갱신하고 손 영역을 추출하여 잡음 처리와 정규화를 수행한다. 특징 추출부에서는 앞서 얻어진 손 영역 부분에 대하여 손가락 개수, 장축의 방향 및 장/단축의 길이 비, 기존에 정의된 손 자세와의 정합 결과, 그 외 각종 통계적 특징 등을 구한다. 주요 영상 선별부에서는 3.2절과 같은 방법으로 좌/우 영상 중 신뢰도가 높은 영상을 선별한다. 다음 단계인 손 자세 인식부와 손 궤적 인식부에서는 앞에서 선별된 영상 및 특징 집합이 이용되며, 이 때 기존에 정의된 수신호 데이터베이스를 사용한다. 손 자세 인식부에서는 소그룹 분할 및 소그룹 분류에 의한 2단계 접근 방법을 통해 손 자세를 인식한다. 손 궤적 인식부에서는 은닉마르코프모델(HMM)을 통한 손 궤적 인식 과정이 행해진다. 최종적으로, 수신호 인식부에서 전 단계인 손 자세 인식부 및 손 궤적 인식부의 출력에 근거하여 수신호 데이터베이스 내의 특정 수신호에 대한 인식 결과를 얻는다. 이와 같이 얻어진 수신호 인식 결과가 차량 주행 시뮬레이터로 전달되며, 인식 결과에 따라 기 정의된 서비스가 사용자에게 제공된다.

그림 17은 실험을 위한 구조물이다. 구조물의 크기 및 카메라의 배치는 실제 자동차의 크기 및 구조를 참

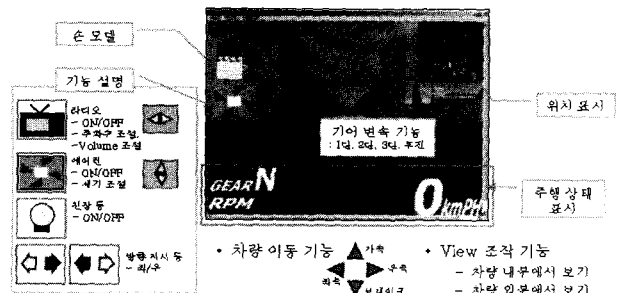


그림 16. 제공되는 서비스의 예시  
Fig. 16. Example of provided services.

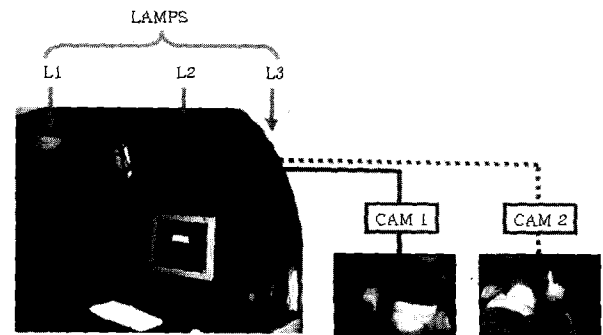


그림 17. 실험 환경  
Fig. 17. Experimental environment.

조하여 결정하였다. 두 대의 카메라는, 사용자 손의 후면 상단에서 촬영하는 CAM1과 전면 상단에서 촬영하는 CAM2가 상단에 약 80도의 각도로 배치되어 있다.

구조물 내부에는 조명 환경을 변화시키며 그 영향을 확인할 수 있도록 세 개의 조명이 구조물의 후면(L1)과 정면 좌측(L2), 정면 우측(L3)에 각각 배치되어 있다. 이들 조명 기구를 이용한 조도 변화의 범위는 실제 도로 환경에서 차량 내 조도 변화 범위에 근거한 것으로, 이를 통한 실험 환경 내 조도는 표 3에 나타낸 바와 같다. 표 3에서 각 수치는 첫째 열에 기입된 조명의 스위치를 최대로 놓고 측정한 밝기의 평균치이다. 또한 둘째 열과 셋째 열은 각기 수신호 영역에서 CAM1과 CAM2를 향해 측정한 조도를 의미한다.

2. 실험 결과

실험과정에서는 손 영역 추출 과정에서 의복 및 배경에 특별한 제한을 두지 않는 대신에 손목 부분에 청색의 밴드를 착용하도록 하였다. 이는 손 영역의 추출 및 추적에 직접적으로 관여하기 위함이 아니고, 단지 팔 영역으로부터 손 영역을 구분하기 위한 것이다(그림 18).

그림 19에 손 영역 추출 결과를 보였다. 고정 임계치 적용 시(그림 19b)에는 오류가 발생하는 경우에 대해서도 적응적인 임계치 모델 적용을 통해(그림 19c) 비교적 온전한 손 영역을 얻을 수 있음을 확인할 수 있다.

표 3. 실험 환경 내 조도

Table 3. Illumination condition under experimental environment.

	(단위: lx)	
	CAM1	CAM2
조명 無	50	50
L1	1100	100
L2	1200	70
L3	120	170
L1&L2	2200	300
L1&L2&L3	2500	500

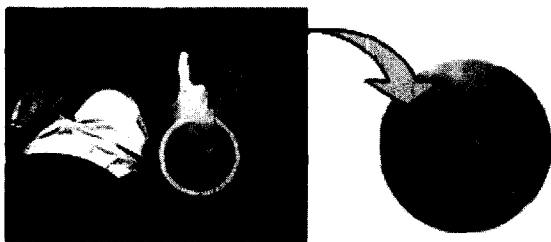


그림 18. 손목밴드 착용  
Fig. 18. Wearing a wrist band.

다음으로 손 영역 추출기의 성능이 인식에 적합한 정도 인지의 여부와 제시한 손 자세 모델의 인식 타당성을 확인하기 위한 손 자세 인식 실험을 수행하였다. 이를 위한 수신호 인식기에서의 손자세 정의 예를 표 4에 보였다.

각 매개변수를 표현하기 위해서는 정량적인 수치 대신 다양한 실험 및 관찰을 통해 얻어진 정성적인 표현

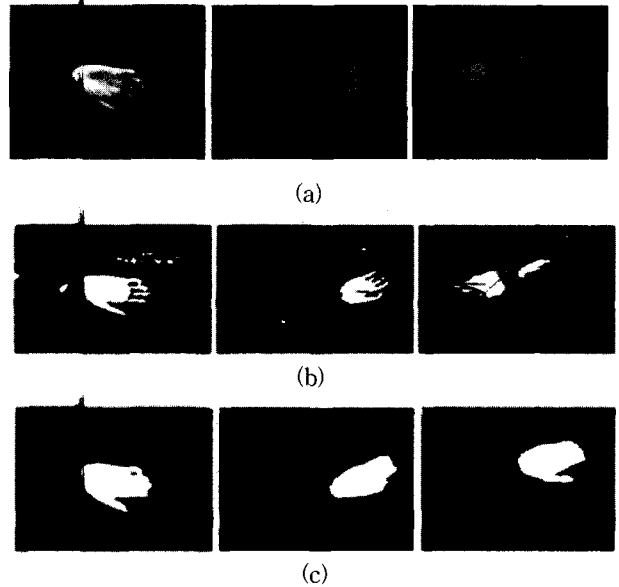


그림 19. 손 영역 추출:

(a) 원 영상 (b) 고정 임계치 (c) 적응적 임계치  
Fig. 19. Hand-region segmentation: (a) Original image (b) Fixed value threshold (c) Adaptive threshold.

표 4. 수신호 DB 내 정의된 손 자세 예

Table 4. The Example of the hand poses defined in the hand-signal DB.

실험명	Rule												P
	$\theta_{11}$	$\theta_{21}$	$\theta_{22}$	$\theta_{31}$	$\theta_{32}$	$\theta_{33}$	$\alpha_{12}$	$\alpha_{23}$	$\sigma_x$	$\sigma_y$	$\sigma_z$	$\sigma_r$	
1	H	H	H	H	H	H	L	L	Z	Z	N	N	x (don't care)
2	L	H	H	H	H	H	H	L	Z	Z	N	Z	
	0.0 ~ 45.0						42.9 ~ 90.0						
3	L	H	H	H	H	H	H	L	Z	Z	P	PM	
	0.0 ~ 45.0						42.9 ~ 90.0						
4	L	H	H	H	H	H	H	L	Z	N	Z	PN	
	0.0 ~ 45.0						42.9 ~ 90.0						
5	L	H	H	H	H	H	H	L	P	Z	Z	NM	
	0.0 ~ 45.0						42.9 ~ 90.0						
6	L	H	H	H	H	H	H	L	Z	Z	N	NM	
	0.0 ~ 45.0						42.9 ~ 90.0						
7	L	H	H	H	H	H	H	L	N	Z	Z	PM	
	0.0 ~ 45.0						42.9 ~ 90.0						
8	H	L	L	H	H	H	L	L	Z	Z	P	Z	
	0.0 ~ 45.0	0.0 ~ 45.0											

을 활용하고 있다. 예를 들어 특정 관절각이 H 혹은 L로 표현되는 것은 관절의 구부러짐 정도가 High(H)인가 혹은 Low(L)인가 하는 것을 나타낸다. 손바닥의 3차원 방향 벡터는 N,Z,P로 각각 표현한다. 이는 각각 N(Negative), Z(Zero), P(Positive)의 언어적 표현이다. 손 자세 모델의 매개변수 11개에 더하여 실루엣 영상의 방향각 정보( $\rho$ )는 각 손 자세를 기술하기 위해 필요하다. 방향각 정보는 실루엣 영상에 대한 장축 방향의 수평면에 대한 각으로 표현한다. 1번 손 자세와 같이 장축 방향의 각 표현이 힘든 경우에는 'don't care'라는 표현을 이용한다.

실험은 위하여 32개의 손 자세 각각에 대하여 5인의 사람으로부터 3단계로 조명조건을 달리하여 취득한 6개의 영상을 이용해 수행하였다. 즉, 하나의 손 자세에 대하여 30개의 영상을 사용하였으며 전체 수신호에 대해

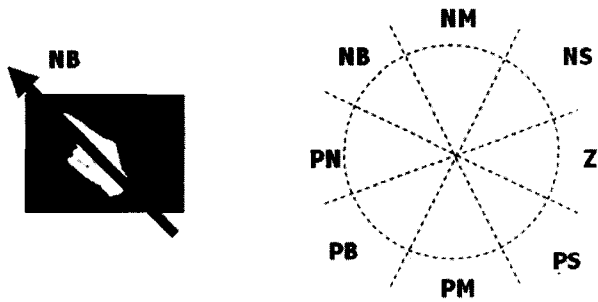


그림 20. 실루엣 영상의 방향각( $\rho$ ) 기술  
Fig. 20. Description of orientation( $\rho$ ) of silhouette image.

표 5. 손 자세 인식 실험 결과  
Table 5. The Results of the hand pose recognition test.

손 자세 구분	인식률(%)	손 자세 구분	인식률(%)
1	100	17	100
2	86.67	18	100
3	93.33	19	100
4	100	20	93.33
5	100	21	100
6	93.33	22	100
7	86.67	23	100
8	93.33	24	100
9	93.33	25	100
10	86.67	26	93.33
11	86.67	27	93.33
12	100	28	100
13	100	29	100
14	100	30	100
15	100	31	100
16	93.33	32	93.33
		합 계	96.46

서는 960개의 영상을 사용하였다. 이들 중 임의로 선택한 480개의 수신호 영상(각 수신호 당 15개씩의 영상)은 학습에 이용하고 나머지는 테스트를 위해 사용하였다. 인식 결과는 표 5와 같다.

### V. 결론 및 추후 과제

본 논문에서는 조명 및 배경 환경에 대한 강인성과 응용 분야 확장 가능성을 고려하여 3차원 공간상에서 행해지는 수신호를 인식하는 방법을 제시하고, 이의 응용 예로서 자동차 환경을 모사한 차량 주행 시뮬레이터에 대한 적용을 보였다.

환경 변화에 대해 안정적으로 손 영역을 취득하기 위하여 GMM을 이용하여 적응적으로 손 컬러 모델을 생성하는 방식을 취하였으며, 손 자세 및 손 궤적을 기본 요소로 하는 수신호 데이터베이스에 기반을 둔 다단 인식 접근 방식 및 주요 영상 선별기를 통한 두 대의 카메라로부터 입력된 영상의 상호 보완적인 해석 방식을 제시하였다. 차량 주행 시뮬레이터에 장착된 카메라의 위치는 실제 자동차 환경에의 적용을 고려하여 결정된 것이며, 따라서 본 논문에서 다룬 수신호의 3차원적인 정보의 해석 방식 또한 실제 환경에 적용이 타당하다. 또한 제안된 방식의 특징으로서, 기존의 3차원 공간상에서 행해지는 수신호의 해석 방식과는 달리 별도의 보정(calibration) 절차를 필요로 하지 않을 뿐만 아니라, 다단 인식 구조 및 주요 영상 선별기를 통해 3차원적인 수신호를 2차원적인 정보로써 효율적으로 인식하고자 하는 것이므로, 처리 속도에 우위를 가지며 또한 보다 다양한 환경 하에서의 수신호를 효율적으로 인식하도록 유용하게 다루어질 수 있다.

앞으로 손 궤적 분절(spoting) 방식의 개발, 인식 대상 손 자세 및 손 궤적의 추가, 손 자세 인식을 위한 새로운 특징 정보의 적용 등을 통해 더욱 성능을 높일 수 있을 것으로 예상된다.

### 참고 문헌

[1] V.I. Pavlovic, R. Sharma, and T.S. Huang, "Visual interpretation of hand gestures for human-computer interaction," IEEE Trans. PAMI, 19(7):677-695, 1997.  
[2] T. Starner, J. Weaver, and A. Pentland, "Real-time american sign language recognition

- using desk and wearable computer based video," IEEE Trans. PAMI, 20(12):1371-1375, 1998.
- [3] Carlos R. P. Dionisio, Roberto M. Cesar JR, "A Project for Hand Gesture Recognition," Proc. of the XIII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, 2000
- [4] J. Triesch and C. von der Malsburg, "A gesture interface for human-robot-interaction," Proc. of the 3rd Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, Nara, Japan, pp. 546-551, 1998
- [5] F. Quek, "Toward a vision-based hand gesture interface," Proc. of the Virtual Reality Software and Technology Conference, pp. 17-31, 1994
- [6] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, p. 228, Addison-Wesley, 1992.
- [7] X. Zhu, J. Yang, A. Waibel, "Segmenting hands of arbitrary color," Proc. of the 4th Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 446-453, 2000.
- [8] 장효영 외, "의사 결정 트리를 이용한 수신호 인식 시스템에 대한 연구," 정보과학회 HCI 2002 학술대회, 2002.
- [9] L. R. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition," Proc. of the IEEE, no. 77, pp. 257-286, 1989.
- [10] T. K. Moon, "The Expectation-Maximization Algorithm," IEEE Trans. Signal Processing, 1996.
- [11] X. D. Huang, Y. Ariki, M. A. Jack, "Hidden Markov Models for Speech Recognition," Edinburgh Univ. Press, 1990.
- [12] 김영순, "신체언어 커뮤니케이션의 기호학," 커뮤니케이션북스 2001.
- [13] William T. Freeman, Craig D. Weissman, "Television Control by Hand Gestures," IEEE Intl. Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition, 1995.
- [14] 이현규, 김호연, 김진형, "은닉 마르코프 모델 기반 손 제스처 적출을 위한 임계치 모델," 정보과학회논문지(B), 제25권 1호, 150, 1998.

---

 저 자 소 개
 

---



장 효 영(정회원)  
 2001년 이화여자대학교  
 정보통신학과(학사),  
 2004년 한국과학기술원 전자전산  
 학과 전기 및 전자공학전  
 공(석사),  
 2004년 3월~현재 한국과학기술원  
 전자전산학과 전기 및 전  
 자공학전공 박사과정,

<주관심분야 : 영상인식, 제스처 인식, 소프트 컴  
 퓨팅, 인간과 컴퓨터 상호작용 기술>

김 정 배(정회원)  
 제36권 CI편 제6호 참조

김 대 진(정회원)  
 제39권 CI편 제5호 참조

변 증 남(정회원)  
 제36권 CI편 제6호 참조