

# HMM(Hidden Markov Model)을 이용한 핸드 제스처인식

하정요\*, 이민호\*\*, 최형일\*\*\*

## 요약

본 논문에서는 비전 기반의 실시간 손 모양 인식을 위한 알고리즘을 제안하였다. 먼저 피부색을 검출하기 위해 RGB 컬러모델을 YCbCr 컬러모델로 변환하고, 색차성분인 CbCr을 이용하여 피부색을 검출한다. 검출 후 피부색은 흰색, 그 이외의 색은 검은색으로 이진화 하였다. 이진화 후 팔 영역과 얼굴영역을 제거하고, 손 영역만 검출하여 손의 무게중심을 구하기 위해 가로, 세로로 프로젝션을 수행한다. 손의 무게중심을 찾은 후에 손의 궤적을 추적하기 위해 칼만필터를 이용하였다. 손의 궤적 추적 후에 손 모양을 인식시키기 위해 HMM(Hidden Markov Model)을 이용하여 6가지 손의 모양을 학습한 후 인식하였다. 실험을 통하여 제안한 알고리즘의 효과를 입증하였다.

## Hand Gesture Recognition Using HMM(Hidden Markov Model)

Jeong-Yo Ha\*, Min-Ho Lee\*, Hyung-il Choi\*\*

## Abstract

In this paper we proposed a vision based realtime hand gesture recognition method. To extract skin color, we translate RGB color space into YCbCr color space and use CbCr color for the final extraction. To find the center of extracted hand region we apply practical center point extraction algorithm. We use Kalman filter to tracking hand region and use HMM(Hidden Markov Model) algorithm (learning 6 type of hand gesture image) to recognize it. We demonstrated the effectiveness of our algorithm by some experiments.

Keywords : Hand gesture ,Skin color, Recognition, Kalman Filter, HMM(Hidden Markov Model)

## 1. 서론

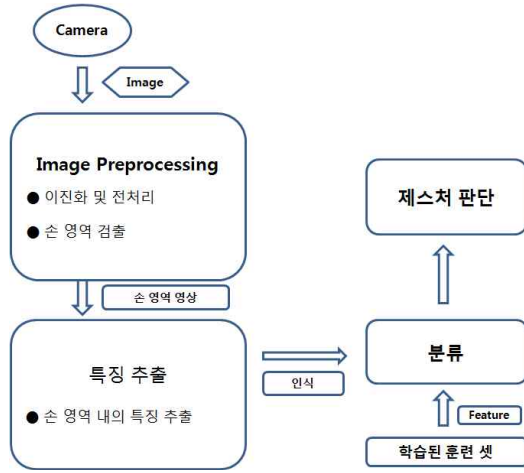
최근 컴퓨터 하드웨어와 네트워크 기술의 발전에 의해 인간과 컴퓨터 간에 상호간의 의사소통기술을 더욱 필요로 하고 있다. 영상과 음성을 처리하는 멀티미디어 기술 및 마우스, 키보드 등과 같은 사용도구의 발전에 의해 매우 편리하게 되었으나 궁극적으로는 사람과 사람 사이의 의

사소통 수준에 이르러야한다. 이를 위해 음성과 시각 정보에 기반을 둔 사용자 접속 인터페이스에 관한 시스템들이 현재 활발하게 개발되어 이미 상용화되고 있으며, 이에 따라 제스처 또한 사용자 접속의 한 파트로서 활발히 연구가 진행되고 있다.

본 논문에서는 카메라를 이용하여 실시간으로 손의 제스처를 인식하는 시스템을 기술하며 논문의 구성은 크게 3단계로 구성하였다. 먼저 첫 번째 단계인 손 영역 추출단계에서는 후속 단계인 특징 추출을 위해 입력받은 영상으로부터 기본적인 전처리과정을 수행한다. RGB 컬러모델을 YCbCr 컬러모델로 변환 후에 스킨컬러를 추출하여 손 영역만을 분리해낸다. 두 번째 단계인 손 영역 추적단계에서는 손 영역의 무게중심을 추출하고 칼만 필터를 이용하여 추적한다. 그리고 마지막으로 손 영역 인식단계에서는 추출한 손을 HMM방법을 이용하여 학습시킨 뒤 최종적으로 손 동작을 인식한다. (그림 1)은 본 논문에서 제안

※ 제일저자(First Author) : 하정요  
접수일:2009년 05월 06일, 완료일:2009년 06월 12일  
\* 숭실대학교 대학원 미디어학과 박사과정  
saint@ssu.ac.kr  
\*\* 숭실대학교 대학원 미디어학과 석사과정  
\*\*\* 숭실대학교 글로벌 미디어학과 교수  
▣ 본 연구는 서울시 R&BD 프로그램의 지원 받아 수행하였음(10581cooperateOrg93112).

하는 제스처 인식과정을 보여준다.



(그림 1) 제스처 인식과정

## 2. 관련연구

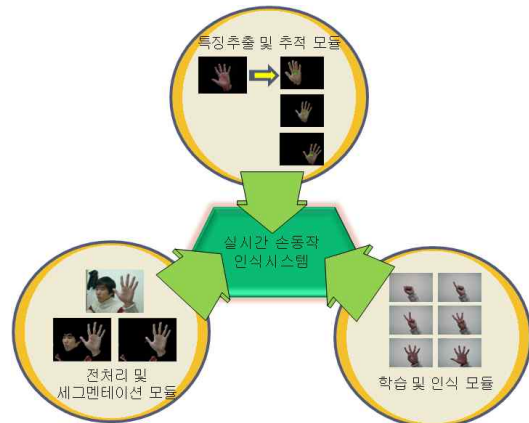
Davis등은 손 모양 인식 문제를 위해 초기 접근으로 손가락 끝에 표시를 두어 로봇 제어 등에 이용하였다[1]. Chang등에 의한 손 모양 인식은 곡률 공간 방법을 통하여 실행되었으며 이것은 손 경계 윤곽선을 찾는 것을 포함한다. 이것은 손 모양의 크기, 움직임 그리고 회전에 강건하지만 계산적으로 많은 요구가 필요하다[2]. Utsumi등은 스켈리톤(Skeleton) 이미지를 사용한 비전 기반 손 모양 인식을 제안하였다[3]. 또한 윤곽영상을 사용하여 비전 기반 손 모양 인식 기술이 제안되었다. Malima등은 로봇 제어를 하기 위하여 제안된 손 영역을 빠르게 검출하고 인식할 수 있는 방법을 제안하였다[4]. 또한 피부 색상 특징을 이용하여 손 영역을 탐지할 경우 피부색뿐만 아니라 여러 추가적인 방식들을 사용하는 연구들[5][6]도 이루어지고 있다. 인식을 위한 알고리즘으로 HMM (Hidden Markov Model)[10]이 널리 사용되어 왔다. 수화 인식과 같은 복잡한 동작을 인식하는 경우 HMM이 가장 적합한 인식 알고리즘이라 할 수 있다. 또한 움직임 추적을 위한 연구로 대표적인 칼만 필터가 있다. 칼만 필터는 가우시안 잡음을 가진 선형 동적 시스템에 대한 최적의 예측 방법을 제

공하므로 동작 예측 분야에서 가장 널리 알려진 기법 중의 하나이며 부분적으로 폐색된 부분 영역에 대한 불안정한 추정을 보강할 수 있으므로 부분 영역의 다음 상태에 대한 사전 예측도 가능하다.

본 논문에서는 앞서 언급된 칼만 필터와 HMM의 장점을 이용하여 손의 위치 이동시에 예측을 하여 좀 더 강건한 추적과 인식을 하고자 한다.

## 3. 본론

손 인식단계는 크게 3가지 단계로 나누어진다. 먼저 첫 번째 단계인 손 영역 추출단계 두 번째로 손 영역 추적단계 그리고 마지막으로 손 영역 인식단계로 나누어지며 각 과정에서의 이루어지는 과정은 아래에서 설명하겠다.



(그림 2) 실시간 손동작 추적 및 인식시스템

### 3.1 손 영역 추출단계

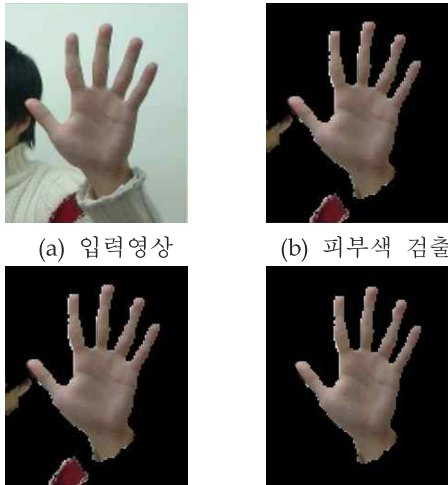
사람의 시각이 물체를 구분할 수 있는 여러 특징 중 색상과 모양이 있다. 본 논문에서는 색상정보를 사용하여 손 영역을 획득한다. 보통 RGB 컬러모델을 많이 사용하지만, RGB 컬러모델은 영상의 밝기 변화에 민감하게 대응할 뿐 아니라 동일한 영상의 동일한 영역에 대해서도 조명의 크기나 방향에 따라 색상 값의 차이가 크게 발생할 수 있다. 이러한 이유로 인하여 많은 이들은 다른 컬러모델을 사용한다. 최근에는 YCbCr 컬러공간이 RGB 컬러공간에 비해 유용한 에너지 압축을 지원한다는 사실에 기반을 두어

영상 데이터를 처리하거나 압축하는데 휘도-채도 기반컬러공간(luminance-chromonance-based colorspace)을 주로 사용한다. 본 논문에서는 YCbCr 컬러모델을 이용하여 피부색상을 검출하였다. RGB 컬러모델에서 YCbCr 컬러모델로의 변환은 식(1)과 같은 연산과정을 통해 얻을 수 있다.

$$\begin{pmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.2989R + 0.5866G + 0.1145B \\ -0.16874R - 0.33126G + 0.5000B \\ 0.5000R - 0.41869G - 0.0816B \end{pmatrix} \quad (1)$$

YCbCr 컬러모델에서 CbCr 성분을 Chai등이 제안한 피부색 참조 맵을 이용하여 식(2)의 피부색 범위를 지정하였다[7].

$$F(x, y) = \begin{cases} 1(white) & \text{if } (77 \leq C_b \leq 127) \\ & \cap (133 \leq C_r \leq 173) \\ 0(black) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2)$$



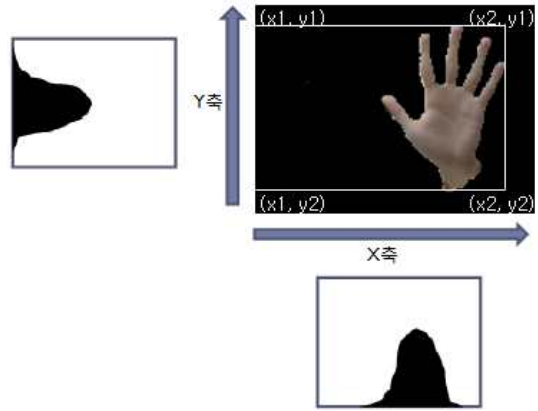
(a) 입력영상 (b) 피부색 검출  
(c) 노이즈 제거 전 (d) 노이즈 제거 후  
(그림 3) 피부색 검출 및 노이즈 처리 영상

(그림 3)은 입력영상과 피부색을 검출한 영상을 보여주고 있다. 피부색 검출을 통하여 함께 추출된 얼굴영역을 제거하고, 손 영역을 분할시킨 후 노이즈의 제거를 위하여 영상으로부터 모폴로지 연산(Closing)을 추가로 수행하였다.

손 영역을 추출 후에 손의 무게중심을 구하기 위하여 수평·수직 프로젝션을 수행하였다. 이진 영상을 수평방향으로 검색하여 흰색의 픽셀 값의 개수를 카운트하여 수평히스토그램을 만들고,

수직방향으로 검색하여 흰색인 픽셀 값의 개수를 카운트하여 수직히스토그램을 만든다. 손 영역 바깥 부분에 노이즈는 임계값  $g$ 를 주어 잡음을 제거하였다. 다음의 (그림 4)는 손 영역의 프로젝션 이미지이며, 손 영역의 모든 픽셀들의 합은 식(3)과 같이 나타낼 수 있다.

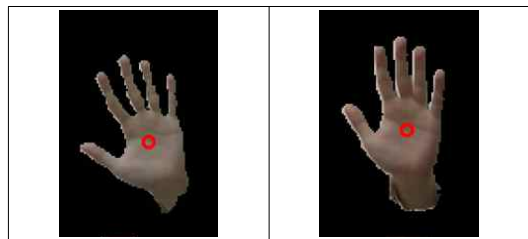
$$A = \sum_{i=x_1}^{x_2} \sum_{j=y_1}^{y_2} B(i, j) \quad (3)$$



(그림 4) x, y 축 Projection 영상

식(3)의 A는 이진 영상에서의 수평영역  $x_1$ 에서  $x_2$ 까지 이고,  $y_1$ 에서  $y_2$ 영역까지의 수직영역의 합을 나타낸다. 이진 영상에서 각 화소에 대한 밝기를 그 점에 대한 무게로 간주하면, 면적의 중심의 무게중심과 같아지게 되고 식(4)와 같이 나타낼 수 있으며, 무게중심좌표는  $(C_x, C_y)$ 가 된다.

$$C_x = \frac{\sum_{i=x_1}^{x_2} \sum_{j=y_1}^{y_2} jB(i, j)}{A}, \quad C_y = \frac{\sum_{i=x_1}^{x_2} \sum_{j=y_1}^{y_2} iB(i, j)}{A} \quad (4)$$



(그림 5) 손 영역의 무게중심 추출영상  
위의 <그림 5>는 영상에서 프로젝션 후 손 영

역의 무게중심을 추출한 영상이다.

### 3.2 손 영역 추적단계

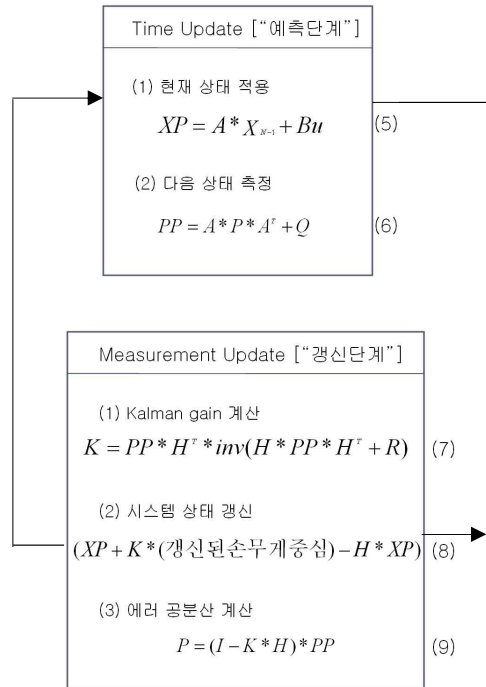
손 색상 모델을 이용한 영역 분리를 수행하여 추출된 후보 손 영역들 중에서 전 시점의 손 영역으로 이전 프레임에서 찾아진 위치에 기반을 두어 한 이미지 프레임에서 손의 위치를 예측하기 위해 칼만 필터를 사용한다[8][9]. 칼만 필터는 가우시안 잡음을 가진 선형 동적 시스템에 대한 최적의 예측 방법을 제공하므로 동작 예측 분야에서 가장 널리 알려진 기법 중 하나로 이전 프레임에서 얻은 영상의 위치와 정보를 분석하여 현재 프레임에서의 위치를 결정하고, 다음 프레임에 움직일 위치를 예측하는 방식이다. 필터는 프로세스 상태를 어떤 시간에 추정하고, 노이즈가 있는 측정으로부터 피드백을 얻는다.

<그림 6>은 칼만 필터계산 과정으로 예측단계에서의 식(5)와 식(6)을 각각 이용하여 상태 값과 에러 공분산을 예측하며, 갱신단계에서 구한 칼만계인과 실제 측정값을 이용하여 상태 값을 갱신하고, 에러 공분산을 수정한다.  $XP$ 는 손의 무게중심이며,  $R$ 은 Measurement 잡음 벡터,  $H$ 는 측정값과 상태 값을 연결시켜주는 행렬이며,  $Bu$ 는 선택적인 사항인 전이행렬,  $Q$ 는 process 잡음 벡터,  $A$ 는 모델의 전이행렬,  $P$ 는 에러공분산이다. 본 실험에서 각각의 사용된 값은 다음과 같다.

$$R = \begin{bmatrix} 0.2845 & 0.0045 \\ 0.0045 & 0.0455 \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

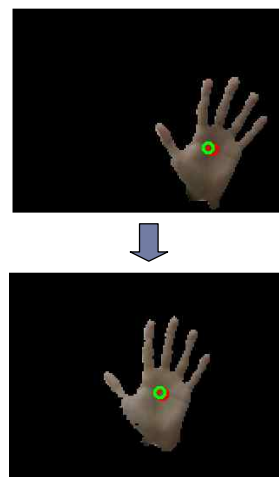
$$Bu = [0 \ 0 \ 0 \ 6], \quad Q = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.01 \end{bmatrix}$$

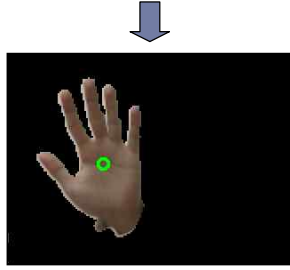
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad P = \begin{bmatrix} 100 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 100 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 100 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 100 \end{bmatrix}$$



(그림 6) 칼만 필터계산 과정

아래의 (그림 7)은 앞의 값들을 적용시켜 계산된 칼만 필터이다. 손의 움직임의 예측결과 영상이며 빨강색원은 손의 중심이며, 초록색 원은 칼만으로 이동방향을 예측한 손의 중심이다. 이동방향에 따라 벡터를 산출하고 오른쪽으로 움직인다면, 예측되는 지점에 더욱 weight를 주어 추적하도록 한다.





(그림 7) 칼만 필터를 이용한 손 추적영상

### 3.3 손 영역 인식단계

인식단계에서는 HMM(Hidden Markov Model)을 이용한다. HMM은 직접적관측은 불가능한 내부 프로세스와 일련의 관측 순서를 생성하는 확률적인 프로세스로 이루어진 이중 확률모델이다[10]. 다시 말해 HMM은 시스템에 존재하는 여러 상태(state)간의 전이 확률(Transition probability)과 시스템의 상태와 관측결과를 연결하는 관측 확률(Observation probability)을 이용하여 시스템의 거동을 모델링하는 방법이다.

HMM을 구성하고 있는 변수들은 다음과 같다.

$T$  : 관측열의 길이

$N$  : 상태의 수

$M$  : 관측 심볼의 수

$S = \{S_1, S_2, L, S_N\}$  : 상태의 집합

$Q = \{q_1, q_2, L, q_t\}$  : 상태열

$q_t$  : 시간  $t$ 의 상태

$V = \{v_1, v_2, L, v_M\}$  : 관측 심볼의 집합

$O = O_1 O_2 L O_T$  : 관측열

$A = \{a_{ij}\}$  : 상태 전이 확률 분포

$a_{ij} = P[q_{t+1} = S_j | q_t = S_i], 1 \leq i, j \leq N$

: 상태  $i$ 에서 상태  $j$ 로 전이할 확률

$B = \{b_j(k)\}$  : 관측 심볼 확률 분포,

$b_j(k) = P(v_k \text{ at } t | q_t = S_j), 1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M$

: 상태  $j$ 에서 심볼  $v_k$ 를 관측할 확률

$\pi = \{\pi_i\}$  : 초기 상태 확률 분포,

$\pi_i = P(q_1 = S_i), 1 \leq i \leq N$

: 초기 상태가  $i$ 일 확률

$\lambda = (A, B, \pi)$  : 하나의 HMM

본 논문에서는 먼저 각 state의 관측벡터에 대한 모델 파라미터의 초기 값을 결정하고, 다음

학습화 단계에서는 Baum-Welch 알고리즘[11]을 사용하여 데이터베이스의 각 개인의 손이미지에 대한 학습화 모델을 생성하며 인식단계에서 Forward 알고리즘[11]을 이용하여 주어진 손이미지의 학습화 모델에서 관측확률이 최대인 것을 손 동작인식을 한다. 즉 손 영역 이미지로부터 관측벡터를 추출한 후에 HMM 모델의 관측 시퀀스 확률모델을 계산, 가장 높은 Likelihood 확률을 갖는 모델을 선택하고 이 모델이 인식된 손이 된다. HMM의 변수계산을 보면 먼저 측정되는 관측(Observation)에 대한 심볼(symbol)들을 정의,  $b_j(k)$ 의 계산 수행 후 이를 이용하여 나머지 변수  $a_{ij}$ 와  $\pi_i$ 를 구해야 한다. 이를 구하기 위해서 주어진 관측 시퀀스를 이용 HMM의 확률을 최대화 시키는 반복적인 업데이트 방법을 이용해야 한다[12]. 본 논문에서는 HMM의 변수를 계산하는데 있어 Baum-Welch 방법을 이용한다. Baum-Welch 방법을 이용하기 위해선 먼저 특정시간  $t$ 에 대하여 어느 상태  $S_i$ 에 존재하는 지에 대한 확률  $r_t(i)$ 를 정의하고 시간  $t$ 에  $S_i$ 에 존재했을 때 시간  $t+1$ 에  $S_i$ 에 존재할 확률  $\xi_t(i, j)$ 를 정의해야 한다. 주어진 모델과 관측 시퀀스가 있을 때  $\xi_t(i, j)$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$\xi_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N \alpha_t(k) a_{kl} b_l(O_{t+1}) \beta_{t+1}(l)} \quad (10)$$

위 식에서  $\alpha_t(i)$ 는 순차확률(forward probability),  $\beta_t(i)$ 는 역차확률(backward probability)로 시간  $t$ 가 1부터  $T$ 까지 있을 때 특정 시간  $t$ 에 시스템에 상태  $S_i$ 에 도달할 수 있는 확률을 각각 순차적인 방법과 역차적인 방법으로 구한 것으로 다음 같이 구한다.

① 초기화

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(O_1), \quad \beta_T(i) = 1 \quad (11)$$

② 유도

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[ \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(O_{t+1}) \quad (12)$$

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (13)$$

변수  $\gamma_t(i)$ 는 모델  $\lambda$ 와 관측열  $O$ 가 주어지 있을 때 시간  $t$ 에서 상태  $S_i$ 에 있을 확률이며,  $\xi_t(i, j)$ 를 모든  $j$ 에 대하여 합한 것이다.

$$\gamma_t(i) = \sum_{j=1}^N \xi_t(i, j) \quad (14)$$

식(10) 과 식(14)를 이용하여 시간  $t$ 에 대하여 합한 것은 아래와 같이 표현가능하다.

$$\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i) = S_i \text{상태로부터의 천이 확률} \quad (15)$$

$$\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j) = S_i \text{상태로부터 } S_j \text{로의 천이 확률} \quad (16)$$

식 (15)와 (16)을 이용하여 HMM의 나머지 변수  $A$ 와  $\pi$ 를 반복적으로 구할 수 있으며, 각각 변수에 대한 최종적인 식은 다음과 같다.

$$\bar{\pi}_i = \gamma_1(i) \quad (17)$$

식 (17)은 시간  $t=1$ 에서 상태  $i$ 에 있을 확률이다.

$$a_{ij} = \frac{S_i \text{상태에서 } S_j \text{로 천이할 확률}}{S_i \text{상태로 천이할 확률}} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \quad (18)$$

관측 시퀀스를 구하고 이들이 각 제스처를 대표하는 HMM에 부합되는 확률  $P(O|\lambda)$ 를 구한다.  $P(O|\lambda)$ 는 순차 확률(forward probability)로부터 다음과 같이 구할 수 있다.

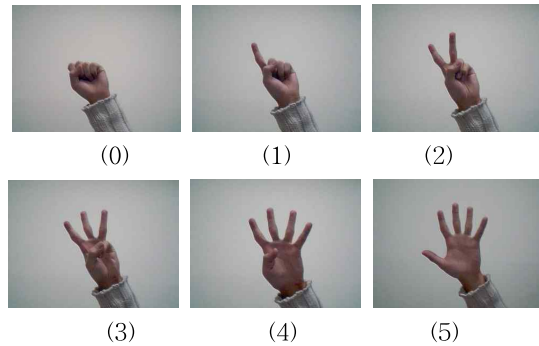
③ 종료

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (19)$$

최종시간에서의 모든 상태의 전향 변수를 모두 더하면 그 값이 최종확률이 된다.

### 4. 실험 및 결과

본 논문에서는 카메라를 사용하여 단순한 배경 하에 동영상을 실시간으로 입력받아 RGB 영상을 YCbCr 영상으로 변환 후 피부색을 검출하고 피부색 영역의 포함되어 있는 잡음을 제거하였으며, 식(4)를 사용하여 무게중심좌표( $C_x, C_y$ )를 구하였다. 손의 무게중심을 구한 후 추적에 위해 칼만 필터를 이용하여 손의 예상되는 위치를 추적하였다. 손동작에 인식은 HMM방법을 이용하여 학습시키고 인식하기 위해 (그림 8)과 같이 학습하였다.



(그림 8) 학습데이터

실험을 위하여 구성된 컴퓨터는 Intel Pentium 듀얼코어 2.2Ghz CPU 와, 2GByte 의 메모리를 탑재한 Desktop PC를 사용하였고, OS는 Microsoft의 Windows XP professional을 사용하였으며, Visual Studio 2008 사용하여 시스템을 제작하였다. 본 논문에서는 영상의 크기를 편의를 위해 320 x 240의 크기로 하였다.

아래의 (그림 9)는 데이터를 학습 후에 인식한 실험결과이다.



(그림 9) 손동작 인식결과 영상

실험을 위해 연구실에 있는 10명의 학생을 대상으로 6가지 손 모양을 각 10번씩 총 100번씩 실험을 하여 제안한 손 모양 방법을 실험하였다. 아래 <표 1>은 손 모양의 인식결과와 인식률을 나타낸다.

표의 결과와 같이 평균 94%이상의 인식률을 보였다.

<표 1> 손 모양 인식률

	인식결과	인식률(%)
0	90	90
1	95	95
2	97	97
3	96	96
4	95	95
5	94	94
평균	94.5	94.5

### 5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 칼만 필터와 HMM방법을 병행하여 실시간 손 모양 추적 및 인식을 제안하였다. 3.2절에서는 손동작의 움직임을 예측하여 추적하였고, 4장에서는 손 모양을 학습하고 인식하는 실험을 하였다. 본 실험에서는 단순한 배경에서 실험을 하여 높은 인식률을 보였으나 향후에는 더욱 복잡한 배경에서도 손 모양을 인식할 수 있는 연구가 필요하며, 전처리 부분인 영상처리에서 손 영역을 더욱 안정적으로 추출하기 위한 연구와, 제스처의 다양한 특성을 고려한 벡터의 추출, 학습 및 인식에서 제스처와의 상관관계의 고려에 의해 이루어 질 수 있는 HMM 모델에 대한 연구가 수행되어야 한다. 또한 제스처인식을 이용하여 인간과 컴퓨터의 상호작용을 위한 도구로서 사용되어지는 마우스, 키보드, 펜 등의 다양한 기존 방법들을 대신할 새로운 멀티휴먼 인터페이스를 구현하여 디지털액자나 비디오재생기와 같은 기기들을 손동작인식을 이용하여 제어를 할 수 있다면 사용자의 편의성을 극대화 시킬 수 있을 것이다.

참고문헌

[ 1 ] J. Davis and M. Shah "Visual Gesture Recognition", IEEE Vision. Image and Signal Processing", Vol. 141, No. 2, pp. 101-106, 1994.

[ 2 ] C. C. Chang, I. Y. Chen and Y. S. Huang, "Hand Pose Recognition Using Curvature Scale Space", IEEE International Conference on Pattern Recognition, Vol. 2 pp. 386-389, 2002.

[ 3 ] A. Utsumi, T. Miyasato and F. Kishino, "Multi-Camera Hand Pose Recognition System Using Skeleton Image", IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, pp. 219-224, 1995.

[ 4 ] A. Malima, E. Ozgur and M. Cetin, "A Fast Algorithm for Vision-Based Hand Gesture Recognition for Robot Control", 2006 IEEE 14th Signal Processing and Communications Applications(SIU'2006), 2006.

[ 5 ] D. Saxe and R. Foulds, "Toward robust skin identification in video images", IEEE Intl. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, 1996.

[ 6 ] Rainer Lienhart and Jochen Maydt, "An Extended Set of Harr-like Features for Rapid Object Detection", IEEE ICIP 2002, 2002.

[ 7 ] D. Chai and K.N. Ngan, "Face segmentation using skin-color map in videophone application." IEEE Trans. Circuits System Video Technol. 9(4) (1999) 551-564.

[ 8 ] Greg Welch and Gary Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter"

[ 9 ] Kalman, R. E. 1960. "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," Transaction of the ASME—Journal of Basic Engineering, pp. 35-45 (March 1960)

[ 10 ] Rabiner, L. R., and Reisman, S., 2000, "A Study of Factors Affecting Cardiovascular Reactivity," Proceedings of the IEEE 26th Annual Northeast, pp. 53-54.

[ 11 ] L. R. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition," Proceeding of the IEEE, vol.77, no. 2, pp. 257-286, February 1989.

[ 12 ] 한학용, "패턴인식 개론", 한빛미디어 pp. 486-499

[ 13 ] Open Computer Vision Library,  
<http://soureforge.net/projects/opencvlibrary/>.

하 정 요



2004년 : 가톨릭대학교 컴퓨터공학과 (공학사)  
 2006년 : 숭실대학교 대학원 미디어학과 (공학석사)  
 2006년~현재 : 숭실대학교 대학원 미디어학과 박사과정  
 관심분야 : 컴퓨터비전, 영상정보검색, 이동물체추적 등

이 민 호



2007년 : 평생교육진흥원 멀티미디어학과 (공학사)  
 2007년~현재 : 숭실대학교 대학원 미디어학과 석사과정

관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 이동물체추적 등

최 형 일



1979년 : 연세대학교 전자공학과 (공학사)  
 1982년 : 미시간대학교 전자공학과 (공학석사)  
 1987년 : 미시간대학교 전자공학과 (공학박사)

1987년~현재 : 숭실대학교 IT대학 미디어학과교수  
 2003년~2004년 : 한국정보과학회 이사  
 2005년~현재 : 한국디지털미디어학회 이사  
 2008년~현재 : 숭실대학교 문화콘텐츠기술(CT) 연구소 소장  
 관심분야 : 컴퓨터비전, 퍼지 및 신경망이론, 패턴인식, 인터페이스이전트, 지식기반시스템, 비디오 검색, 등