

# 에지 방향성 히스토그램과 주성분 분석을 이용한 손 형상 인식에 관한 연구

김종민\*, 강명아\*\*

## 요약

본 논문에서는 별도의 센서를 부착하지 않고 영상만을 이용하여 실시간으로 손 형상을 인식하는 알고리즘에 대해 기술한다. 손은 형상이 매우 복잡하기 때문에 2차원 형상의 불변량에 해당하는 에지의 방향성 히스토그램을 이용하여 인식을 행한다. 이 방법은 복잡한 배경에서 피부색을 지닌 손 영역이 정확히 추출되며 손 형상을 인식하는데 있어서 수행속도가 빠르고 조명변화에 덜 민감하기 때문에 실시간 손 형상 인식에 적합하다. 본 논문에서는 손의 형상에서 방향이 틀어지는 경우에도 인식을 가능하게 하기 위해 주성분 분석법을 사용하여 인식오차를 줄이는 방법을 기술한다. 이 방법을 사용함으로써 손 형상이 3차원적으로 회전에 의해 변하는 경우도 인식가능하게 되었다. 본 논문에서 제안하는 방법은 가정용 가전제품이나 게임을 제어하는 실시간 휴먼 인터페이스 제작에 사용 할 수 있다.

## A Study on Hand Shape Recognition using Edge Orientation Histogram and PCA

Jong-Min Kim\*, Myung-A Kang\*\*

## Abstract

In this paper, we present an algorithm which recognize hand shape in real time using only image without adhering separate sensor. Hand recognizes using edge orientation histogram, which comes under a constant quantity of 2D appearances because hand shape is intricate. This method suit hand pose recognition in real time because it extracts hand space accurately, has little computation quantity, and is less sensitive to lighting change using color information in complicated background. Method which reduces recognition error using principal component analysis(PCA) method to can recognize through hand shape presentation direction change is explained. A case that hand shape changes by turning 3D also by using this method is possible to recognize. Human interface system manufacture technique, which controls a home electric appliance or game using, suggested method at experience could be applied.

Keywords : PCA(principal component analysis), Edge Orientation Histogram, Hand Shape

## 1. 서론

손은 인간에게 있어서 가장 중요한 도구의 하나로 그 동작과 모양이 의미하는 바를 인식하는 것은 정보 시스템과 인간 사이의 자연스러운 인터페이스를 실현할 수 있다는 점에서 오랜 기간

동안 많은 사람들의 연구테마로 다루어져 왔다. 부가적인 하드웨어 없이 사람의 손 형상을 컴퓨터와 인간 사이의 상호작용을 위한 의사 전달 수단으로 사용한다면 기존의 하드웨어 의존적인 인터페이스를 사용자 중심의 인간 친화적인 인터페이스로 재구성할 수 있다. 그러나 복잡한 환경으로부터 사람의 손 형상만을 정확히 추출하고 인식하여 의미 있는 입력정보로 사용하는 것은 어려운 일이다. 기본적으로 정확한 손 영역 분할을 위한 알고리즘이 필수이며 손 형상의 분석과 인식을 위한 빠른 처리 속도 또한 고려해야 할 요소이다.

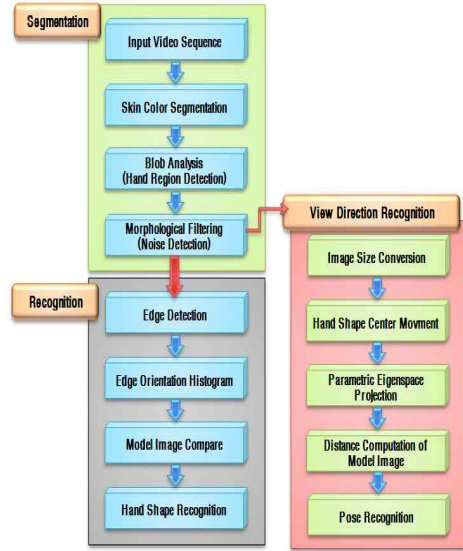
※ 제일저자(First Author) : 김종민  
접수일:2006년 05월 12일, 완료일:2006년 06월 12일  
\* 조선대학교 자연과학대학 전산통계학과  
mrjjoung@hotmail.com  
\*\* 광주대학교 공과대학 컴퓨터공학과(교신저자)

기존의 연구들은 크게 손 형상을 분석하기 위해 Data glove를 사용하는 방법[1]과 3차원 모델을 사용하거나 스테레오 비전을 이용하여 추출된 손의 3차원 기하학적인 정보를 분석하는 방법[2], 손의 2차원 패턴 정보를 분석하는 방법[3-4]으로 분류할 수 있다. Data glove를 사용하는 방법은 정밀도가 낮고 전체 시스템과 접속하기 위해 반드시 연결선이 필요하다는 점에서 자연스러운 인터페이스 구축에는 많은 문제점을 안고 있다. 3차원 기하 정보를 이용하는 방법은 스테레오 영상을 이용한 3차원 정보추출과 복잡한 손의 3차원 운동 모델을 구축하기 위한 많은 계산량이 필요하므로 고성능의 하드웨어가 필요하다는 단점이 있다. 2차원 정보를 이용하는 방법들은 사람의 피부색의 컬러분포를 사전 학습 과정에서 계산하여 입력 영상 내 해당 피부 컬러 분포에 해당되는 영역만을 추출하는 방법을 적용하였으나 대부분 단일 배경이거나 조명 변화가 거의 없다고 가정하였다.

본 논문에서는 손의 형상 변화로 인한 손 영역의 국부적인 조명변화와 복잡한 배경으로부터 손 영역을 추출한 후 화소간의 휘도 경도를 구해 에지 방향성 히스토그램을 만들고 이 히스토그램을 평활화 하여 얻어진 특징 벡터를 형상 구분의 척도로 사용하였다. 또한 손의 방향이 틀어지는 현상을 포즈 단위로 인식가능하게 되었다.

## 2. 전체 시스템 개요

제안된 알고리즘의 전체 구성도를 그림 1에 나타내었다. 그림 1에서 Segmentation 부분에서는 동양인의 피부색의 컬러 분포를 이용하여 손 영역을 추출한 후 손 영역에 발생한 노이즈를 형태학 기법과 라벨링 기법을 이용하여 제거하였다. Recognition 부분에선 손 영역의 에지 방향성 히스토그램을 추출한 후 이 정보를 통해서 손 형상인식이 수행되어 진다. 또한 방향성이 틀어지는 경우 주성분 분석법을 이용하여 손 포즈를 인식하였다.



(그림 1) 시스템 전체 구성도

## 3. 피부색 정보를 이용한 손 영역 추출

### 3.1 Skin Color filtering

칼라 정보만을 이용하여 손 영역을 검출할 경우에는 살색 계통의 물체가 배경영역에 존재하여 함께 검출될 수 있다. 따라서 보다 정확하고 빠른 검출을 위하여 본 논문에서는 다음과 같은 방법을 제안했다. 이 방법은 간단하고 빠르게 RGB공간 안에서 살색을 추출 할 수 있다.

$$I_2(x,y) = \sum_{x,y} \begin{cases} 1 & (RED \geq BLUE) \& \& (RED \geq GREEN) \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad \text{식(1)}$$



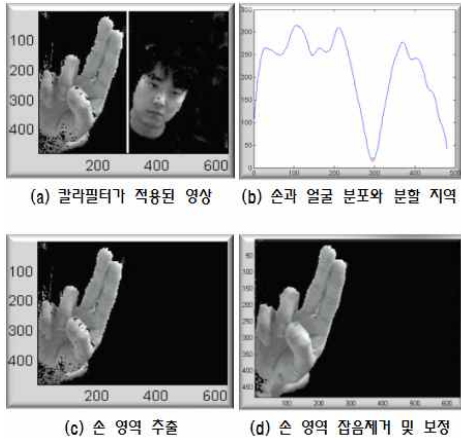
(그림 2) (a) 640\*480 입력영상, (b) 칼라 필터 적용

RGB 데이터의 영상이 입력되면 살색은 RED 값이 다른 GREEN이나 BLUE보다 크다고 가정했다. 식(1)과 같이 피부색에 해당하는 부분은 그 픽셀을 1로 세팅하여 주고 이 이외에 해당하

는 픽셀의 위치에서는 살색이 아닌 영역으로 판정하여 0의 값으로 세팅을 하게 된다. (그림 2)는 입력영상에 피부색 지역을 추출한 영상이다.

### 3.2 손 영역 추출

매우 정확한 칼라 필터라도 영상에서 손만을 추출하기는 쉽지 않다. (그림 3)에서 보는 바와 같이 얼굴과 손에서 손만을 추출하기 위해서는 본 논문에서는 효율적인 방법을 사용했다.



(그림 3) 손 영역 추출과정

우리의 방법은 칼라 필터가 적용되고 남아 있는 픽셀들의 대부분이 얼굴이나 손에 속해 있기 때문에 횡 좌표 X축으로 살색 픽셀들의 수를 계산한다. 두 영역에서 손만을 분리한다(labeling). 보통 손이 머리 보다 카메라에 더 크게 보임에 따라, 필터 된 픽셀들의 가장 높은 계수를 가진 쪽을 손으로 귀착시킨다. 그러나 특별한 조명을 이용하지 않기 때문에 각 영상 마다 잡음과 손 추출시 손의 미묘한 잡음들이 많이 포함되어 있다. 이를 해결하기 위해 Mathematical Morphology 식(2)를 이용하여 이런 문제를 해결했다. 이 알고리즘은 다이내믹 상황에 매우 좋은 결과를 산출했다.

$$\begin{aligned}
 g_d(m,n) &= f(m,n) \cup f(m-1,n) \cup f(m,n-1) \\
 g_e(m,n) &= f(m,n) \cap f(m+1,n) \cap f(m,n+1) \\
 g_c(m,n) &= \bigcap_{(i,j) \in B} g_d(m+i,n+j) \\
 &= \bigcap_{(i,j) \in B} \left\{ \bigcup_{(i',j') \in B} f(m+i-i',n+j-j') \right\} \quad \text{식(2)}
 \end{aligned}$$

## 4. 손 형상 인식

영상이 지닌 밝기의 산술적 차이만을 비교하여 손과 같이 복잡한 물체의 형상을 인식한다는 것은 매우 어려운 일이다. 본 논문에서는 실시간으로 손 형상을 인식하기 위해 우리는 간단하고 빠른 알고리즘(에지 방향성 히스토그램)을 선택했다[5].

### 4.1 손 형상 인식

에지 방향성 히스토그램을 생성하기 위해서는 먼저 에지를 추출해야 하는데 에지를 추출하는 방법은 식(3)을 이용하여 에지를 구한다. 영상으로부터 추출한 에지를 가지고 에지의 방향성을 이용하여 에지 방향성 히스토그램을 생성하면 이것을 영상의 특징정보로 사용할 수 있다.

$$\text{magnitude} = \sqrt{s_x^2(i,j) + s_y^2(i,j)} \quad \text{식(3)}$$

위에 식에서 생성한 에지 값은 모든 픽셀에 대하여 생성된다. 따라서 실제로 에지가 아닌 부분에서도 에지 값을 갖게 되므로 특정 픽셀이 에지인지 아닌지를 판별 하는 과정이 필요하다. 특정 픽셀이 에지인지 아닌지를 판별하기 위해서 임계 치에 따라 에지로 판정된 픽셀만을 대상으로 에지 방향성 히스토그램을 생성한다.

각 임계 치별 에지영상은 (그림 4)와 같다.



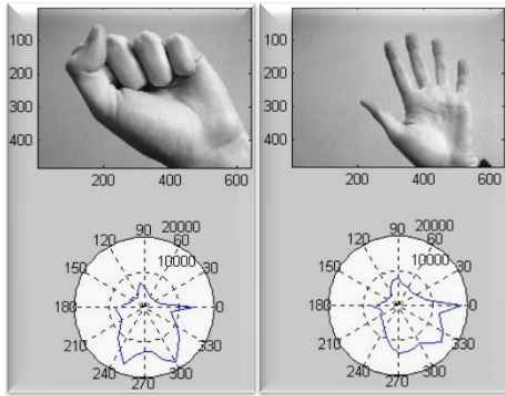
(그림 4) 임계값(T)에 따른 에지영상

### 4.2 에지방향성 히스토그램 생성

임계 치로 얻어진 에지영상을 16 단계의 방향으로 에지 방향성 히스토그램을 식(4)을 이용하여 생성한다.

$$\text{direction} = \tan^{-1} \frac{s_y(i, j)}{s_x(i, j)} * \frac{36}{\pi} \quad \text{식(4)}$$

식 (4)로부터 얻어진 픽셀들을 36저장소에 매핑하고 픽셀들의 수로부터 얻어진 방향성 히스토그램을 모델영상과 비교하여 실시간으로 손 형상을 인식하게 된다. (그림 5)는 방향성 히스토그램을 생성한 모습이다.

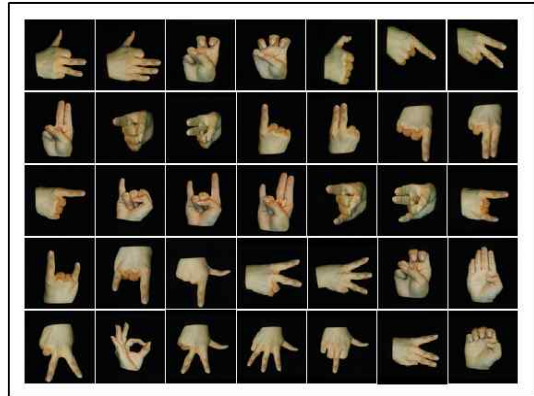


(그림 5) 방향성 히스토그램

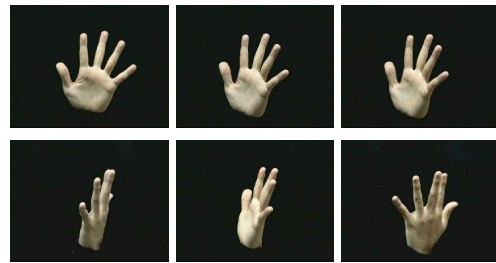
### 4.3 주성분 분석법을 이용한 손 포즈 인식

단일 카메라를 이용하여 손의 방향이 틀어지는 경우를 같은 형상으로 인식하기에는 많은 어려움이 있다. 본 논문에서는 손의 방향성이 틀어지는 경우(그림 7)에도 같은 형상으로 인식하기 위해 주성분 분석법을 이용한 손 형상 방향성 문제의 해결 방법을 제시한다. 실시간으로 들어오는 영상에서 손 영역만 추출한 후 이미지 정규화 과정(이미지 크기, 노이즈제거)을 거쳐 얻어진 영상을 이용하여 손 형상의 전체적인 외관 특징을 표현할 수 있는 저차원 벡터 공간, 즉 파라메트릭 공간을 생성한다. 이 공간은 주성분 분석법이라는 통계적 방법에 의해 만들어진다. 주성분 분석이란 각 손 형상 영상의 데이터들의 공간적 위치 값이 주로 각 영상에서 어디에 분포하는가를 계산하여 확률 빈도가 높은 벡터 값을 고유치 값에 비례하여 재구성하는 방법이다. 따라서 이 방법은 고유벡터(eigenvector)와 고유치(eigenvalue)를 계산하여, 손 형상의 전체의 평균 모델을 구하여 이용한다. (그림 6)는 전체 사용한 손 형상 객수와 (그림 7)는 손 형상을

5° 씩 틀어서 획득한 영상이다 (1개의 포즈 = 40 image).



(그림 6) 일부 모델 영상



(그림 7) 손의 방향이 틀어지는 경우의 일부영상

#### 4.3.1 주성분 분석법을 이용한 손 포즈 인식

고유벡터를 계산하기 위해서는 먼저 모든 영상의 평균 데이터를 구하여 각 영상들의 데이터의 차를 구한다. 평균 데이터 C와 새로운 영상 데이터 집합 X를 식 (5)와 식(6)과 같이 나타낸다.

$$C = (1/N) \sum_{i=1}^N x_i \quad \text{식(5)}$$

$$X = \{x_{1,1}^{(1)} - c, x_{2,1}^{(1)} - c, \dots, x_{R,1}^{(1)} - c, \dots, x_{R,L}^{(P)} - c\} \quad \text{식(6)}$$

고유공간을 구하기 위해서는 M \* N의 크기를 지닌 영상 집합 X를 식(7)과 같이 계산하고 식 (8)을 만족하는 고유벡터를 구하면 된다. 즉 공분산 행렬 Q에 대한 고유치 λ와 고유벡터 e를 구한다.

$$Q = XX^T \tag{7}$$

$$\lambda_i e_i = Q e_i \tag{8}$$

여기서 M은 한 영상의 데이터(100\*100)이고 N은 전체 영상의 개수를 나타내는 정수이다.

본 논문에서는 특이치 분해(Singular Value Decomposition)를 이용하여 고유 공간을 구하였다. 특이치 분해를 이용하여 그림 8에서처럼 행렬이 분해되는데, 영상집합 X의 공분산 행렬에 대한 고유 벡터를 쉽게 얻을 수 있다.

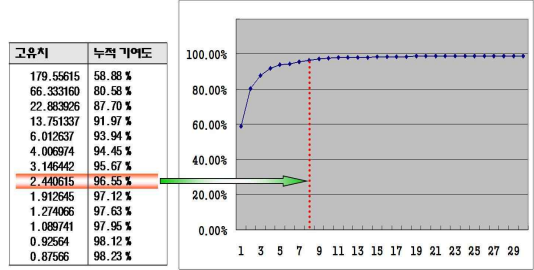
$$\begin{bmatrix} X \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \sigma^1 & & \\ & \sigma^{21} & \\ & & \sigma^{31} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} U^T \end{bmatrix}$$

(그림 8) 특이치 분해된 X 행렬

이런 과정으로 얻어진 행렬 중 공분산의 고유 벡터로 이용되는 행렬은 공분산 행렬 X와 크기가 일치하는 U이다. 특이치 분해 과정에서 나온 고유벡터를 고유치가 큰 순서대로 재구성한다. 각 고유벡터가 지닌 고유치의 크기는 그 고유벡터의 중요도를 의미하므로 그 고유공간을 규정하는 중요 고유벡터를 식(9)을 이용하여 선택한다. 따라서 모든 고유벡터를 고유 공간 구성에 이용하지 않고 많은 영상을 대표할 수 있는 주성분의 벡터만을 이용할 수 있다.

$$\frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^N \lambda_i} \geq T_1 \tag{9}$$

여기서 T<sub>1</sub>은 고유벡터의 개수를 조정하는 문턱치이며, 인식과 포즈 평가 시 이용되는 고유벡터는 저차원 공간을 구성하기 고유 벡터를 고유치의 값이 큰 순서로 배열하면 (그림 9)와 같다.



(그림 9) 고유치의 개수에 따른 누적 기여도

실험에서는 K = 8를 이용하였다. 이렇게 구성된 공간을 손 형상 고유공간으로 표현한다.

### 4.3.2 손 영상 공간에서 상관관계와 거리

앞 절에서 얻어진 물체 고유 공간에서 평균 영상 C에서 뺀 영상 집합 x를 모두 식(10)을 이용하여 투영시킨다.

$$f_j = [e_1, e_2, e_3, \dots, e_k]^T (x_n - c) \tag{10}$$

구해진 f<sub>j</sub> 물체 고유 공간상에서 점들로 표현되는데 이러한 점들을 물체 포즈 특징 심볼을 구한 것과 같이 입력 특징 심볼을 구성하게 된다. 투영시킨 결과는 이산적인 점들로 표현되며, 이들 각 점은 입력 물체 하나 하나를 의미한다.

식(11)과 같이 각 물체들은 서로 관계있는 연속성을 가진 점들의 집합으로 나타나게 된다.

$$m(m_1, m_2, \dots, m_n) \tag{11}$$

물체 영상 공간을 계산하기 위해 이용된 영상 x<sub>1</sub>과 x<sub>2</sub>를 물체 영상 공간에 투영시켜 얻은 점들이 각각 m<sub>1</sub>과 m<sub>2</sub>라면 이 두 점의 사이의 거리와 두 영상간의 상관관계는 서로 밀접하다. 즉 거리가 가까울수록 두 영상은 닮은 영상이 된다. 공간상에 임의의 한 점을 m<sub>1</sub>이라면 원래의 물체 영상은 식(12)와 같이 복원 될 수 있다.

$$x_1 = \sum_{i=1}^N m_{1i} e_i + c \tag{12}$$

두 물체 영상간의 유사도는 식(13)과 같은 템플레이트 매칭으로 측정된다.

$$\begin{aligned} x_1 - x_2^2 &= (x_1 - x_2)^T(x_1 - x_2) \\ &= 2 - 2x_1^T x_2 \end{aligned} \quad \text{식(13)}$$

식(13)을 이용하여 타나내면 식(14)와 같다.

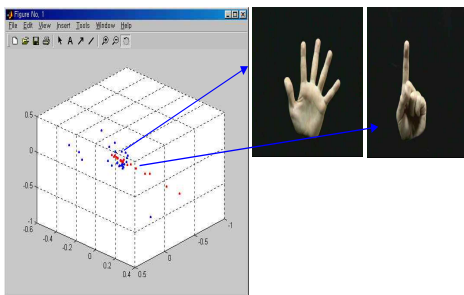
$$x_1 - x_2^2 = \sum_{i=1}^k m_1 e_i - \sum_{i=1}^k m_2 e_i^2 \quad \text{식(14)}$$

여기서  $i = j$ 일 때  $e_i^T e_j = 1$ 이고 그렇지 않으면 0이 된다. 식(14)로부터 식(15)을 얻을 수 있다.

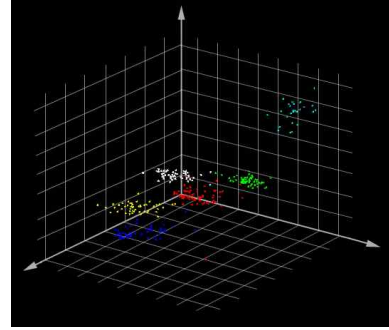
$$x_1 - x_2^2 \approx m_1 - m_2^2 \quad \text{식(15)}$$

따라서 두 점간의 관계는 두 손 영상간의 관계와 매우 유사하다는 것을 알 수 있다.

고유 공간에 투영된 점이 가까울수록 영상들의 높은 상관관계를 가진다는 것이 증명 되었다. 투영시킨 결과는 이산적인 점들로 표현되며, 이들 각 점은 입력 동작 하나 하나를 의미한다. 고유공간의 특성상 비슷한 특징 값을 가지는 벡터는 고유공간에서도 가까운 곳에 투영된다. 따라서 같은 동작의 경우 서로 비슷한 특징 벡터 값을 가지게 되고, 고유공간에서 비슷한 영역에 분포하게 된다. 6개의 손동작을 본 고유공간에 투영시킴으로서 모델 동작을 모델링 한다. 각 모델 동작에 대한 고유공간내의 분포는 (그림 10), (그림 11)과 같다.



(그림 10) 고두 개의 손동작을 고유공간에 투영시킨 결과



(그림 11) 고유공간에서의 모델 손동작 분포

고유 공간에 투영된 점이 가까울수록 영상들의 높은 상관관계를 가지기 때문에 손의 형상 이미지가 입력이 순차적으로 따라가면서 인식을 수행하게 된다.

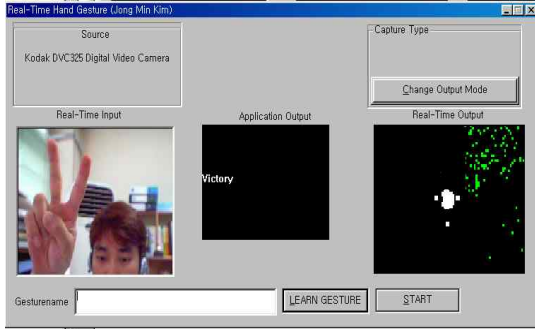
## 5. 실험 및 결과

### 5.1 손 형상 인식 실험 결과

실험은 범용 USB 카메라(초당30프레임)를 장착한 펜티엄 듀얼 코어2 1.8GHz 메모리 1GB를 가진 PC에서 수행하였으며, 프로그램은 Visual C++사용하여 구현하였다. 실험에서 사람의 손을 단순 배경에서 촬영한 영상과 빛의 반사나 배경에 따른 잡음요소가 추가된 복잡한 배경으로 실험을 하였다. 손 형상을 인식하기 위해서 사용한 영상은 20가지의 의미를 부여한 손 형상을 사용하였고 각 영상의 크기는 1024\*768사이즈를 실시간으로 인식했다.



(그림 12) 실시간 손 형상의 일부 영상들



(그림 13) 실시간 손 형상 인식 시스템

(그림 13)은 실시간으로 손 형상 인식 시스템이다. 왼쪽은 실시간 입력을 보이고 가운데 창은 입력 영상의 인식 결과를 보이고 마지막 창은 방향성 히스토그램 생성결과 및 간단한 손 형상 추적을 보여준다.

<표 1>에서는 실험에 사용된 영상과 인식 결과를 수치로 나타내었다.

<표 1> 실험 결과

영상의 종류	영상의 개수	성공률 (%)	실패율 (%)
단순한 영상	20	94.5	5.5
복잡한 영상	20	90.5	9.5

### 5.2 손 포즈 인식 실험 결과

실험은 손 형상의 한 이미지가 아닌 한 포즈 단위로 인식을 행하게 된다. 여기서 한 포즈는 5 식 회전해서 얻은 이미지수로 나타내어진다. 포즈는 6개의 포즈를 공간을 구성한 후에 실험을 하였다. 인식률은 평균 92.5%라는 높은 인식효과를 거두었지만, 회전하는 영상의 각도에 따라 같은 영상으로 인식하는 잘못된 매칭의 오류가 많이 발생하였다.

<표 2> 실험 결과

매칭방법	포즈의 개수	매칭 실패	잘못된 매칭	매칭 성공
거리계산	6	3%	5.5%	92.5%

## 6. 결론

본 논문에서 제안한 컬러 정보를 이용한 실시간 손 형상 인식은 수행속도가 매우 빠르며, 어느 정도의 손 방향의 변화를 모델을 구성함으로써 같은 형상으로 인식하게 되었고, 조명변화 및 복잡한 배경에서도 안정적인 인식률을 보였다. 본 연구의 실용성을 위해 다른 응용 프로그램(윈도우 플레이어) 제어에 적용해본 결과 좋은 인식률과 빠른 수행 속도를 보여 주었다. 그리고 장갑이나 다른 센서를 달지 않기 때문에 저 비용 인식 시스템이라 할 수 있다. 또한 손의 방향이 틀어지는 경우 인식이 불가능 문제를 주성분 분석법을 이용하여 손의 포즈단위로 인식을 함으로 View Direction 문제를 해결하였다.

그러나 단지 영상의 컬러 정보만을 이용하기 때문에 배경에 살색 영역이 많이 포함되거나 얼굴과 손이 겹쳐서 나타날 경우 손을 잘 찾지 못하는 경우가 발생하였고, 손의 방향이 많이 틀어진 경우 그 손 형상을 다른 손 형상으로 인식하는 오류를 범하기도 하였다. 그 원인들을 분석해본 결과 손의 방향이 많이 틀어지는 경우 손의 외형의 변화가 심해지기 때문이었다. 향후 실시간 손 형상을 보다 정확하고 안정적인 인식을 위해서는 손 방향의 변화를 해결할 수 있는 연구가 계속 수행되어야 한다.

### 참고문헌

- [1] J. Ohya and Y. , Kitamura, etc, "Real-Time Reconstruction of 3D Human Images in Virtual Space Teleconferencing" in Proc. of '93 IEEE Virtual Reality Annual Int. Symp. pp.408-414, 1993.
- [2] Haiying Guan, Jae Sik Chang, Longbin Chen. Feris. R.S., Turk. M., " Multi-view Appearance-based 3D Hand Pose Estimation", Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, pp.154 - 154, June 2006.
- [3] K. Imagawa, S. Lu and S. Igi, "Color-Based Hand Tracking System for Sign Language Recognition," Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Killington, 1996.
- [4] S. Ahmad, "A Usable Real-Time 3D Hand Tracker," Conference Record of the Asilomar Conference on Si

gnals, System and Computers, pp. 1257-1261, 1994.

[5] Hanning Zhou, Lin. D.J., Huang. T.S. ," Static Hand Gesture Recognition based on Local Orientation Histogram Feature Distribution Model",Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. pp.161-170, June 2004.

[6] Liang Xiao, Zhihui Wei, and Huizhong Wu, "Robust Orientation Diffusion Via PCA Method and Application to Image Super-Resolution Reconstruction",Lecture Notes in Computer Science LNCS 4688 pp726-735, 2007.

[7] Jong-Min Kim, and Hwan-Seok Yang, "A Study on Object Recognition Technology using PCA in Variable Illumination", Lecture Notes in Computer Science LNAI 4093 pp911-918, 2006.

[8] William T. Freeman and Michael Roth, "Orientation Histograms for Hand Gestures Recognition," in Course Note of SIGGRAPH'94, pp.M-1-M-23, 1994.

[9] Ragael C. Gonzalez and Richard E. Woods "Digital Image Processing", Prentice Hall, 2002.

[10] Jong-Min Kim, Woong-Ki Lee "Three Dimensional Gesture Recognition Using PCA of Stereo Images and Modified Matching Algorithm", IEEE Fuzzy Systems and Knowledge Discovery Vol.4 pp116-120, Oct 2008.

[11] P. Hong, M. Turk and T. Huang, "Gesture Modeling and Recognition using Finite State Machines," Proc, Int'l Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.544-549, 2000.

[12] J. Segen and S. Kumar, "Shadow Gesture: 3D hand Pose Estimation using a Single Camera", in Proc. of CVPR'99, pp.479-485, Colorado, 1999.



**김 종 민**

2004년 2월 : 전남대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)

2005년 2월: 조선대학교 전산통계학과 (이학박사)

현재 : 조선대학교, 광주대학교 외래교수  
관심분야 : 컴퓨터비전, 멀티미디어, 생체보안



**강 명 아**

1992년 2월 : 광주대학교 전자계산학과(이학사)

1995년 2월: 조선대학교 전산통계학과 (이학석사)

1999년 2월: 조선대학교 전산통계학과 (이학박사)

2004년 9월 ~ 현재 : 광주대학교 컴퓨터공학과 조교수  
관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 신경망