

---

# HLF(Haar-like Feature)를 이용한 실시간 손 포즈 인식

## Real-time Hand Pose Recognition Using HLF

김장운, Jangwoon Kim\*, 김송국 Songgook Kim\* 홍석주 Seokju Hong\* 장한별 Hanbyul Jang\*  
이칠우 Chilwoo Lee\*

\*전남대학교 컴퓨터정보통신공학과

---

**요약** 인간과 컴퓨터간의 전통적인 인터페이스는 인간이 요구하는 다양한 인터페이스를 제공하지 못한다는 점에서 점차 사용하기 불편하게 되었고 이는 새로운 형태의 인터페이스에 대한 요구로 이어지게 되었다. 본 논문에서는 이러한 추세에 맞추어 카메라를 통해 인간의 손 제스처를 인식하는 새로운 인터페이스를 연구하였다. 손은 자유도가 높고 3차원의 view direction에 의해 형상이 매우 심하게 변한다. 따라서 유클리드 기반방법과 같은 2차원으로 투영된 영상에서 contour나 edge의 정보로 손 제스처를 인식하는 데는 한계가 있다. 그러나 모델기반 방법은 3차원 정보를 이용하기 때문에 손 제스처를 인식하는데 좋으나 계산량이 많아 실시간으로 처리하기가 쉽지 않다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 손 형상에 대한 대규모 데이터베이스를 구성하고 정규화된 공간에서 Feature 간의 연관성을 파악하여 훈련 데이터 모델을 구성하여 비교함으로써 실시간으로 손 포즈를 구별할 수 있다. 이러한 통계적 학습 기반의 알고리즘은 다양한 데이터와 좋은 feature의 검출이 최적의 성능을 구현하는 것과 연관된다. 따라서 배경으로부터 노이즈를 최대한 줄이기 위해 피부의 색상 정보를 이용하여 손 후보 영역을 검출하고 검출된 후보 영역으로부터 HLF(Haar-like Feature)를 이용하여 손 영역을 검출한다. 검출된 손 영역으로부터 패턴 분류 과정을 거쳐 손 포즈를 인식 하게 된다. 패턴 분류 과정은 HLF를 이용하여 손 포즈를 인식하게 되는데 미리 학습된 각 포즈에 대한 HLF를 이용하여 손 포즈를 인식하게 된다. HLF는 Violar가 얼굴 검출에 적용한 것으로 얼굴 검출에 좋은 결과를 보여 주었으며, 이는 적분 이미지로부터 추출한 HLF를 이용한 Adaboost 학습 알고리즘을 사용하였다. 본 논문에서는 피부색의 색상 정보를 이용 배경과 손 영상을 최대한 분리하여 배경의 대부분이 Adaboost-Haar Classifier의 첫 번째 스테이지에서 제거되는 방법을 이용하여 그 성능을 더 향상 시켜 손 형상 인식에 적용하였다.

**핵심어:** Haar Feature, Adaboost-Haar Classifier

### 1. 서론

손은 인간이 일상생활에서 가장 많이 사용하는 도구로 정보시스템의 조작에 있어서도 가장 직감적이고 편리한 인터페이스 기구로 활용될 수 있다. 컴퓨터를 이용하여 손의 동작과 형상이 의미하는 바를 자동으로 인식할 수 있다면 그 결과는 곧바로 지능형 휴먼인터페이스의 구현과 연결된다. 이런 점에서 손동작과 형상인식에 관해 그동안 많은 연구가 이루어져왔지만 손은 움직임이 매우 빠르고 3차원적으로 복잡한 형상을 가진 까닭에 실용화에 이르기까지는 많은 어려움이 예측되고 있다. 본 연구에서는 이와 관련된 몇 가지 문제점을 해결하기 위해 손동작 인식 방법을 이용하여 자연스럽고 편리하게 인간과 컴퓨터가 효율적으로 상호작용 할 수 있는 방법을 제안한다.

기존의 손동작 인식 방법으로는 장비를 이용하는 방법과

장비 없이 실제 손 형상에 대해 비전을 이용한 방법으로 나눌 수 있다. 장비를 이용한 방법은 사용자가 데이터 글러브와 같은 장비를 착용하고 광센서나 굴절 계측기를 글러브에 달아 입력된 신호를 이용하여 손가락 하나하나의 움직임까지 상세하게 알아내 손동작을 인식하는 방법이다[1]. 하지만 이 방법은 사용자가 항상 장비를 착용해야 하므로 자연스러운 인터페이스 구축에 많은 문제점이 있고 장비의 가격이 비싸다는 단점이 있다. 장비 없이 실제 손 영상에 대해 비전을 이용하는 방법은 인식 방법에 따라 크게 유클리드 기반 방법과 모델 기반 방법으로 분류할 수 있다. 모델 기반 방법은 인식하려는 손 모양을 3차원 적으로 모델링한 후에 입력되는 영상으로부터 3차원 정보를 획득하여 이미 정의된 모델들과 비교함으로써 가장 유사한 모델을 선택한다[2,3]. 이 방법은 보다 정확하고 다양한 손동작을 인식할 수 있으나 실시간 처리를 요구하는 응용에는 아직은 적용시키기 어렵

다. 윤곽선 기반 방법은 손의 형태상의 특징을 추출하여 손 모양을 인식하는 방법이다[4]. 이 방법은 2차원으로 투영된 영상을 사용하기 때문에 손가락 움직임, occlusion, 또는 손의 회전으로 인하여 형태상의 변형이 발생할 수 있다. 그러므로 획득한 윤곽선이나 영역에 관한 특성 정보는 신뢰하기 어렵다. 이 방법은 다소 간단한 hand posture에 주로 이용된다.

실제 손 형상인식 시스템의 어려움은 손의 존재를 검출하는 것이고, 다음으로 알려진 정보를 이용하여 손을 확인하고 손동작을 정확히 인식하는 일련의 과정이 실시간에 이루어져야 한다는 것이다. 이러한 문제를 고려하여 본 논문에서는 손 영역의 검출을 용이하게 하기 위해 피부색 정보를 이용하여 손의 후보영역을 검출하고 검출된 영역으로 부터 HLF를 사용하여 손의 존재 여부를 판단한다. 손이 검출되면 다음으로 포즈를 인식한다. 손의 포즈는 미리 학습된 HLF를 Adaboost-haar classifier를 이용 패턴 분류를 하여 손 포즈를 인식하였다.

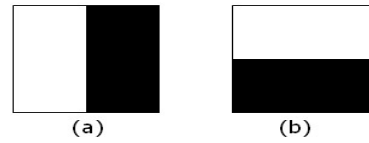
본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 관련 연구에 대해서 소개하고 3절에서는 피부의 색상 정보와 HLF를 이용하여 손 영역을 추출하는 방법을 설명한다. 4절에서는 Adaboost-haar Classifier를 사용하여 Hand posture를 실시간으로 인식 하는 방법을 설명한다. 끝으로 5절에서는 실험 결과를 설명하고 결론을 맺는다.

## 2. 관련 연구

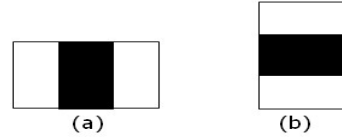
### 2.1 HLF

Viola[7]가 처음 얼굴 검출에서 사용한 HLF는 가장 간단하면서도 효율적인 인식자로 쓰인다. HLF는 Haar wavelets 과 개념이 적으로 동일한 것으로 이웃 영역의 강도의 차이를 계산하는 기본 함수의 집합이다. 픽셀을 직접 처리하는 방법 보다 HLF를 이용하는 것이 많은 이점들이 있다. 가장 주된 이점은 픽셀 방식에서 표현이 어려운 모델에 대해서도 좀 더 학습하기 쉽게 표현할 수 있고 속도 면에서도 상당히 빠른 결과를 보인다는 점이다.

### 1. Edge features



### 2. Line features



### 3. Special diagonal line feature

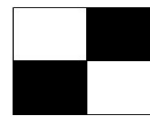


그림 1. (검은색 negative, 백색 positive) 기본 Haar-like Feature

그림1 과 같이 HLF 원형은 일반적으로 3가지 종류가 있다. 이 중 두 사각형 원형은 두 사각형 영역 내의 픽셀 합을 차이로 특징으로 한다. 각 영역은 같은 크기와 모양을 가지며 서로 수평이거나 수직으로 인접해 있다. 세 사각형 원형은 두 외부 사각형에 합에서 중간 사각형의 합을 뺀 계산이다 마지막으로, 네 사각형 원형은 대각선으로 서로 쌍을 맞추어 서로의 차이를 계산한다. 이를 얼굴 검출에서 사용하면 얼굴을 배경으로 판단할 확률이 1%보다 작아진다. 뿐만 아니라 특징 값을 구하는데 요구되는 계산량은 단순히 합 연산 밖에 없기 때문에 빠른 얼굴 검출을 요하는 응용분야에서 사용될 수 있다.

본 논문에서는 픽셀 자체를 이용하는 것보다 영상이 가지고 있는 특징을 더 잘 압축할 수 있는 HLF를 손 형상을 인식하는 인식자로 사용하였다. 이는 학습 알고리즘에서 학습 입력정보를 줄여주고 반면에 학습 결과의 다양성을 증가시켜주면서 더욱 쉬운 분류가 가능하게 한다. 또 한 픽셀 자체를 가지고 연산을 수행하는 것보다 특징 값을 가지고 수행하는 것이 더 빠르다. 이는 개별 영역 안에 있는 픽셀들의 값을 더하여 영역 합을 구하고 그 값들에 가중치(weight)를 곱하여 합을 계산함으로써 하나의 특징 값을 구할 수 있는 HLF의 특징에 기인한다. 그림1은 HLF의 프로토타입의 예를 보여준다. 입력 영상에서 윈도우를 이동시키면서 특징 값을 얻어내며 가로와 세로 방향으로 최대 24\*24까지 크기가 확장되며 이 경우에는 약 118,000개의 특징 값이 존재하게 된다. 특징 값은 또한 윈도우에서 위치할 수 있는 여러 경우로 자유롭게 변하기 때문에 많은 특징 정보 값을 얻을 수 있다. 예를 들면 그림 1.1(a)와 같은 HLF 프로토타입은 서

로 다른 위치와 비율을 유지한 크기 확장을 통하여 24\*24 윈도우에서 43,200개의 경우가 생길 수 있다[5]. 특징 값은 아래와 같은 공식으로 구할 수 있다.

$$feature_I = \sum_{i \in I = \{1, \dots, M\}} w_i RecSum(r_i) \quad (1)$$

$w_i$ : 가중치  
 $RecSum(r_i)$ : 사각형  $r_i$ 의 넓이

## 2.2 Adaboost 알고리즘

윈도우 내에 많은 특징 집합은 적분 이미지 표현을 통해 간단히 계산할 수 있다. 그러나 특징 집합을 모두 적용한다면 픽셀 수 보다 훨씬 많은 특징들을 계산해야 하기 때문에 많은 시간을 요하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 Viola는 Adaboost(Adaptive Boosting)라 불리는 알고리즘을 사용하였다. Adaboost 학습 알고리즘의 과정을 간단하게 요약해보면 다음과 같다.

1. 학습에 필요한 object 이미지들과 object가 아닌 이미지  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ 를 준비한다. 여기서 object가 아닌 이미지와 object 이미지 각각에 대해서  $y_i = 0, 1$ 이다.

2.  $y_i = 0, 1$  각각에 대해서 가중치  $w_{1,i} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$ 를 초기화 한다. 여기서  $m$ 과  $l$ 은 object가 아닌 이미지와 object 이미지 각각의 개수이다.

3.  $t = 1, \dots, T$

- 가중치를 정규화 한다.  $w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$

- 각각의 특징점  $j$ 에 대해서 분류기  $h_j$ 를 학습시킨다. 각각의 에러는  $\epsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|$ 으로 계산 된다.

- 최저의 에러 값  $\epsilon_t$ 를 가지는 분류기를 선택한다.

- 가중치를 갱신한다.  $w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1 - e_i}$  만약 이미지  $x_i$ 가 정확하게 분류되었다면  $e_i = 0$  그렇지 않으면  $e_i = 1$ 이다. 그리고  $\beta_t = \frac{\epsilon_t}{1 - \epsilon_t}$ 이다.

4. 최종적으로 결정되어지는 강한 분류기는 다음과 같다.

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq 0.5 \times \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서  $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$ 이다.

Adaboost는 훈련 에러와 전체 에러를 현저하게 줄이며,

간단한 통계적인 학습기의 조합을 이용하는 효율적인 부스트 알고리즘이다. Adaboost의 장점과 단점을 살펴보면 다음과 같다.

### 1) 장점들:

- 선행지식이 필요 없음: Adaboost 알고리즘은 훈련 데이터 집합과 특징 집합의 두 가지 입력을 필요로 한다. 그리고 학습도중 가장 잘 표현된 특징이 자동 선택되므로 관심 대상에 대한 선행 지식이 필요하지 않다.

- 적응적인 알고리즘: 학습의 각 단계에서 분류기가 positive와 negative 샘플들을 테스트한다. 어떤 샘플을 분류하기 어려워 잘못 분류했다면 잘못 분류된 샘플의 판별력을 높이기 위해 다음 단계에서 보다 높은 가중치를 부여하게 된다. 그래서 쉽게 분류할 수 있는 샘플들은 첫 단계에서 분류기가 좀 더 힘든 샘플들에 초점을 맞추어 학습할 수 있게 한다.

- 훈련하는 에러는 이론적으로 거의 0에 가까이 수렴: Freund와 Schapire의 증명에 따르면, positive와 negative의 유한집합이 주어지고 충분한 단계를 거치면 훈련 시 발생하는 에러는 거의 0에 도달함을 보인다 있다.

### 2) 단점들:

- 약한 분류기와 데이터에 의존적 결과: 최종 탐색의 성능은 훈련 데이터를 통해 학습하기 때문에, 사용된 훈련 데이터에 대한 의존성이 강하다. 좋지 못한 샘플을 사용하여 최적의 특징이 잘 선택되지 않는다면 성능은 그 만큼 저하될 것이다. 따라서 집합의 크기와 내부 분류 변수는 중요한 요소가 된다. 또한, 결합된 기본 분류기의 타입에 따라 결과에 영향을 미친다. 좋은 성능을 발휘하기 위해서는 적절한 반복 횟수를 정하는 것 이외에는 임의적인 선택이 아닌 필수적인 기본 함수들을 사용하는 것이 좋다.

- 아주 느린 훈련: 각 순환단계에서 특징 샘플 집합의 크기에 비례하여, 알고리즘은 샘플의 특징을 계산할 시간이 필요하게 된다. 수천의 positive와 negative의 샘플과 20개의 특징 집합을 가지고 훈련시킨다면 많은 시간이 소용된다. 계산 시간은 두 집합의 크기에 비례하여 증가한다. 실제 Viola-Jones 탐색기는 3000개의 샘플을 실험하였는데 훈련 시간은 약 일주일이 소요되었다.

## 3. 손 영역 검출

전체 시스템은 그림 2와 같이 먼저 카메라로부터 얻어진 전체 영상 이미지에서 피부의 색상 정보를 이용하여 손 후보 영역을 검출하고, 그 후보 영역에 대해서 패턴 분류를 하여 손 영역을 검출하였다. 패턴 분류 방법으로 HLF를 이용한 Adaboost 알고리즘을 이용하여 다른 방법들에 비해 우

수하고 성능 면에서 향상된 효과적인 손 검출 방법을 실시하였다. 손 영역을 찾으면 손 영역의 패턴 분류 과정을 거쳐 손 포즈를 인식하게 된다. 패턴 분류 과정은 HLF를 이용하여 손 포즈를 검출하게 되는데 미리 학습된 각 포즈에 대한 HLF를 이용하여 손 포즈를 검출하게 된다.

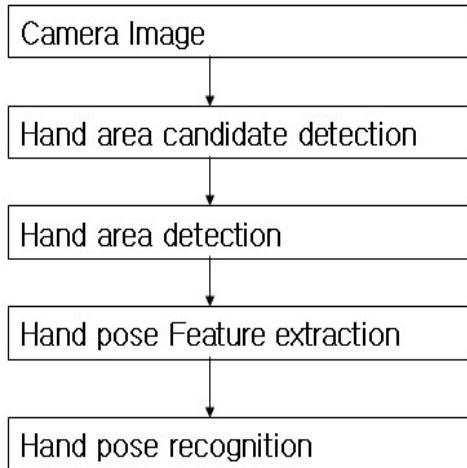


그림 2 손 포즈 인식 시스템 개요

### 3.1 피부색 정보와 HLF를 이용한 손 영역 검출

칼라 공간에서 사람의 살색 분포는 자연계의 다른 물체와 구분할 수 있는 뚜렷한 특징을 가지고 있다. 따라서 색차 성분을 이용하면 쉽게 살색 영역을 검출할 수 있다. 그러나 카메라를 통해서 들어오는 영상은 RGB색상 모델로 붉은색, 녹색, 푸른색의 빛의 삼원색이 각자 값들로 들어가 혼합되어 색상을 만들어낸다. 이 때문에 원하는 색상을 추출하는데 어려움이 따른다. HSI 칼라 모델은 HSV와 같은 모델로 색채 H, 채도S, 명도(V)들의 값을 나타낸다. 따라서 본 논문에서는 RGB 칼라 모델을 HSI 칼라 모델로 변환을 하여 사용한다. 명도 부분을 색상에서 제외시킴으로서 다이내믹하게 조명이 변하는 상황에도 좋은 결과를 나타낸다. 그러나 피부색과 유사한 색상, 즉 노란색, 혹은 붉은색 계통의 옷을 입고 있을 때나 주위에 있을 경우, 적절한 임계값을 구하기 어려워 피부색으로 탐지하기 어렵게 된다. 그리고 피부색 특징을 이용하게 되면 원하는 손 영역 외에 다른 손이나, 얼굴 등도 같은 피부색으로 탐지하게 된다. 이로 인해 관심 영역과 비관심 영역의 구분을 필요로 하는 문제가 발생한다. 이러한 이유로 본 연구에서는 피부색 정보와 HLF를 이용하여 손 영역을 탐지 하였다. HLF는 사각형의 특징을 이용하여 경계 및 영역간의 차이로 관심 대상을 탐지하기 때문에 경계에 대해서도 융통성을 가지며 기타 우리가 흔히 알지 못하는 다른 적절한 특징들도 사용할 수 있다. 그리고 HLF 추

출 시 배경 지식을 필요로 하지 않을 뿐만 아니라 쉽고 간단하게 연산을 할 수 있으며 성능이 빠른 장점이 있다.

본 연구에서는 Violar가 얼굴인식에 사용했던 방법을 손 영역 탐지에 적용하려 하였다. 그러나 손 영역은 얼굴에 비해 자유도가 높아 움직임이나 기울어짐이 크다. 때문에 기본 HLF만을 이용할 경우 원하는 인식률을 얻기가 어렵다. 본 논문에서는 기울어진 대상에 대해서도 인식률을 높이기 위해 Rainer Lienhart가 제안한 추가의 HLF들을 사용하였다. 즉 그림 3에서 보는 바와 같은 기본 haar 원형들을 45도로 기울인 HLF들을 추가로 사용하였다. 그림 4 a)는 카메라로부터 들어오는 영상이고 b)는 칼라 필터를 적용하고 HLF를 이용하여 손 영역을 검출한다.

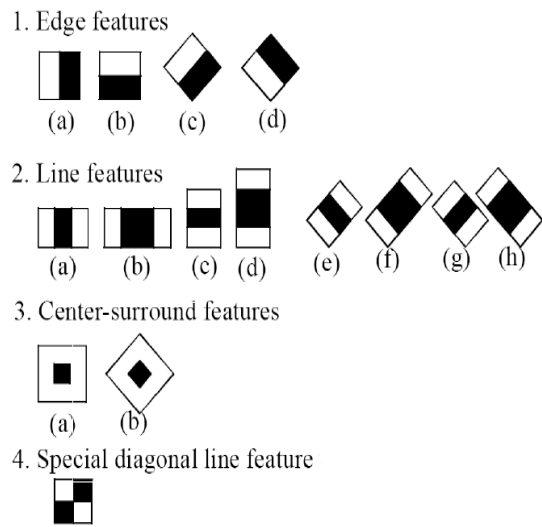


그림 3 추가로 사용한 HLF

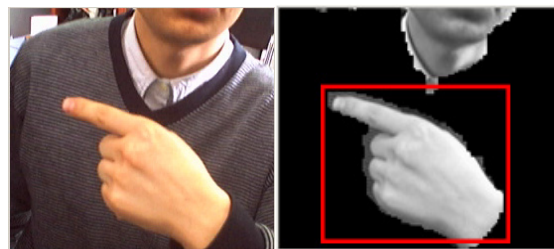


그림 4 a) 입력영상 b)손 영역 검출

## 4. 손 포즈 인식

이번 절에서는 제안하는 손 포즈 인식 시스템에 대해서 자세히 살펴보겠다. 먼저 손이 처음 검출되면 그 영역에서 손 영역을 추출한다. 추출된 영역에 대해서 HLF를 이용해서 손 포즈를 구분해 낸다. 지금까지 HLF를 이용한 Adaboost 방법은 얼굴 검출에서 많이 이용해 왔다. 최근 이 HLF를 이용하여 손 포즈 인식 분야로 그 범위를 넓히고 있다. 하지

만, 얼굴 검출에 쓰였던 5가지 모양의 HLF를 가지고 손 포즈를 효과적으로 검출 할 수 없기 때문에 추가로 HLF(그림 3)를 사용하였다. 추가된 HLF를 가지고 그림 5와 같이 4가지 포즈에 대해 다양한 view direction으로 데이터 베이스를 구축하고 구축된 데이터 베이스를 정규화된 공간에서 Feature를 추출하고 추출된 특징을 훈련을 함으로써 특징들 간의 연관성, 즉 각각의 손 포즈에 대한 관련성을 파악하여 훈련 데이터 모델을 구성하여 비교를 함으로서 손 포즈를 인식하게 된다. 그림 5는 포즈 인식에 사용된 한 손가락, 두 손가락, 다섯 손가락, 주먹을 나타내고 있다. 손 포즈는 4가지의 다양한 위치와 view direction에 대해서 포즈를 인식을 하였다.

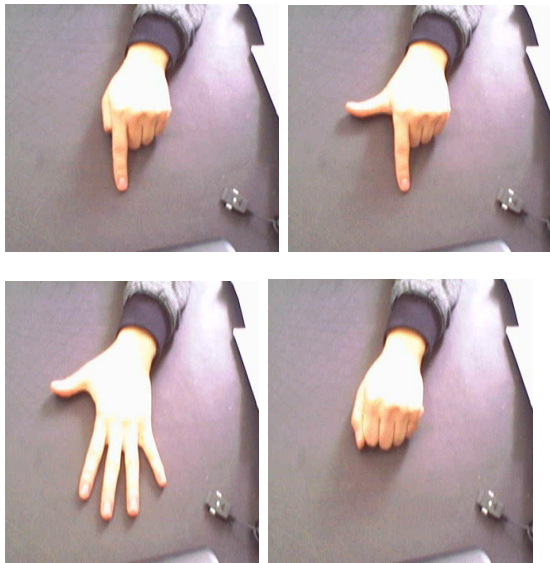


그림 5 4가지의 손 포즈 (한손가락, 두 손가락, 다섯 손가락, 주먹 포즈)

## 5. 실험 및 결과

### 5.1 데이터 집합

Adaboost의 학습에 있어서 데이터는 중요한 요소가 된다. 데이터의 종류와 양이 충분히 지원되어야 한다. 데이터 집합은 두 가지가 필요하다. 하나는 관심이 대상을 포함하는 positive 데이터 집합이고 다른 하나는 관심 대상이 없는, 즉 배경 이미지인 negative 데이터 집합이다.

손 영역 탐지에서는 표준 데이터가 없으므로, 다음과 같이 나누어 보았다. 손의 생김새를 한 손가락, 두 손가락, 세 손가락, 네 손가락, 다섯 손가락, 주먹으로 나누어 데이터를 획득하였다. positive 샘플은 남녀 각각 4명씩 카메라를 이용하여, 거리는 3가지로 나누어 가까이, 보통, 먼 거리, 각각 100장씩 수집하였다. 7200장 중 학습데이터로 5000을 나머지 2200을 테스트 데이터로 이용하였다. negative 데이터

는 주위에 배경과 기타 자연 배경을 바탕으로 10000장을 수집했다.

### 5.2 손 영역 및 손 포즈 인식 성능

학습은 OpenCV 소프트웨어[6]를 사용하였다. 각 이미지에서 해당 영역을 찾아 관심 영역으로 등록시켜 하알 특징을 추출하게 하였다. 학습 알고리즘은 Discrete Adaboost를 이용하였고 윈도우 사이즈는 20\*20을 이용하였다. 학습 수행시간은 CPU 2.0GHz, 512 메모리 시스템으로 약 5일 정도 소요되었다.

실험 결과는 <표 1>과 같이 손 영역은 총 23 단계의 캐스케이드와 특징 수 18개로 구성되었고 탐지율은 96.8%, 1.4%의 오관율을 보였으며, 손 포즈 인식은 각 포즈마다 23 단계의 캐스케이드와 특징 수 18개로 구성되었고 인식률은 86% ~96%의 인식률을 보였다.

표 1 손 영역과 손 포즈의 구성과 실험 결과

	캐스케이드 단계	특징수	탐지율	false positive
손 영역	23	18	96.8	1.4
1손가락	23	18	86	2.8
2손가락	23	18	90	2.4
5손가락	23	18	93	2.2
주먹	23	18	96	1.4

## 6. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 피부색 정보와 HLF를 이용하여 손 영역을 검출하고 손 포즈를 인식하는 시스템을 구현하였다. Viola 탐지기는 적분 이미지로 표현한 이미지에 하알 특징을 추출하고, Adaboost 알고리즘으로 학습 및 탐지하는 방식으로 발견율이 높고 탐지 속도가 빠른 것으로 알려져 있다. 그러나 배경이 복잡한 영상에서는 배경영역이 특징 값으로 추출될 수 있어 인식률이 낮다. 따라서 피부색 특징을 이용한 방법으로 배경영역을 제거함으로써 손 영역만의 특징을 추출하도록 하였다. 또한 피부색 특징을 이용한 방법의 단점을 HLF가 보완 해줘 좋은 인식률을 얻을 수 있었다. 물론 장시간의 학습 시간과 많은 데이터의 양을 다루어야 하는 점, 그리고 여전히 얼굴과의 겹침에 대한 처리는 할 수 없다는 문제점들이 있다. 본 제안 방법은 앞으로 손 영역과 얼굴의 겹침 해결 등에 관한 연구가 이루어진다면 빠른 탐지 성능으로 인해 새로운 인터페이스로 사용하기에 충분하리라 여겨진다.

### Acknowledgement

본 연구는 정통부 및 정보통신연구진흥원의 정보통신선도

기반기술개발사업과 한국 과학재단 지정 전남대학교 고품질 전기전자부품 및 시스템연구센터, 문화 관광부 지정 전남대학교 문화콘텐츠 기술연구소의 연구비 일부 지원에 의해 수행 되었음

## 참고문헌

- [1] D. J. Sturman, D. Zeltaer, "A Survey of glove-based input," IEEE Computer Graphics and Applications, vol. 14, pp.30-39, Jan. 1994.
- [2] J. Lee, T. L. Knuii, "Model-based analysis of hand posture," IEEE Computer Graphics Applications, pp.77-86, 1995
- [3] C. C. Lien, C. L. Huang, "Model-based articulated hand motion tracking for gesture recognition," Image and Vision computing 16 pp.121-134, 1998
- [4] S. Tamura, S. Kawasaki, "Recognition of sign language motion image," pattern recognition 21(4) pp.343-353, 1998
- [5] Rainer Lienhart and jochen Mayd, "An Extrened Set of HLFs for Rapid Object Detection", IEEE ICIP 2002, Vol 1, pp. 900-903, Sep. 2002
- [6] Openn Computer vision Library, [Http://soureforge.net/projects/opencvlibrary/](http://soureforge.net/projects/opencvlibrary/).
- [7] Paul Viola and Micheal Jones, "Robust real-time object detection", Second Intemational Workshop on Statistical Leaming and Computational Theories of Vision Modeling, Learning, Computing and Sampling, July 2001.
- [8] Melissa H. Welsh and David L. Akin "The Effects of Extravehicular Activity Gloves on Human hand Performance" Society of Automotive Engineering, 2001
- [9] Kenji Oka and yoichi Sato, "Real-Time Fingertip Tracking and Gesture and Application", IEEE Computer Graphics and Applications, Vol. 22(6), pp. 64-71, 2002.
- [10] Hiroshi Murase and Shree K, Nayar, "Visual Learning and Recognition 3-D object from appearance", international journal of Computer Vision, Vol,14,1995.
- [11] J. Barreto, P. Menezes, and J. Dias, "Human-Robot Interaction based on Haar-like Features and Eigenfaces", International Conference on Robotics and Automation '04, 2004.