

조명 변화에 안정적인 손 형태 인지 기술

최 유 주[†] · 이 제 성^{††} · 유 효 선^{†††} · 이 정 원^{††††} · 조 위 덕^{†††††}

요 약

본 논문은 조명의 변화가 심한 영상에서 손 형태를 안정적으로 인지하는 기법에 관한 것이다. 제안한 방법은 HSI 색상공간에서 색상(Hue) 및 색상 기울기(Hue-Gradient)를 기반으로 정의된 배경모델을 구축하고, 실시간으로 입력되는 영상과의 배경차분(background subtraction)기법을 이용하여 배경과 손을 구분한다. 추출된 손의 영역으로부터 18가지의 특징요소를 추출하고 이를 기반으로 다중클래스 SVM(Support Vector Machine) 학습 기법을 사용하여 손의 형태를 인지한다. 제안 기법은 색상 기울기를 배경 차분에 적용함으로써, 조명 환경이 배경 모델의 조명과 다르게 급격한 변화가 이루어졌을 때도 안정적으로 손의 윤곽정보를 추출할 수 있도록 하였다. 또한, 실시간 처리를 저해하는 복잡한 손의 특성정보 대신, OBB의 크기에 대하여 정규화된 두 개의 고유값과 객체 기반 바운딩 박스(OBB)를 구성하는 16개 세부 영역에서의 손 윤곽픽셀의 개수를 손의 특성정보로 사용하였다. 본 논문에서는 급격한 조명 변화 상황에서 기존 RGB 색상요소를 기반으로 하는 배경차분법과 색상을 기반으로 하는 배경차분법, 본 논문에서 제안하는 색상 기울기 기반 배경 차분법의 결과를 비교함으로써 제안 기법의 안정성을 입증하였다. 6명의 실험대상자의 1부터 9까지의 수지화 2700개의 영상으로부터 손 특성 정보를 추출하고 이에 대하여 훈련을 통한 학습 모델을 생성하였다. 학습모델을 기반으로 실험자 6인의 손 형태 1620개의 데이터에 대하여 인지 실험을 실시하여 92.6%에 이르는 손 형태 인식 성공률을 얻었다.

키워드 : 배경차감, 색상기울기, SVM, 손인식

A Robust Hand Recognition Method to Variations in Lighting

Yoo-Joo Choi[†] · Je-Sung Lee^{††} · Hyo-Sun You^{†††} · Jung-Won Lee^{††††} · We-Duke Cho^{†††††}

ABSTRACT

In this paper, we present a robust hand recognition approach to sudden illumination changes. The proposed approach constructs a background model with respect to hue and hue gradient in HSI color space and extracts a foreground hand region from an input image using the background subtraction method. Eighteen features are defined for a hand pose and multi-class SVM(Support Vector Machine) approach is applied to learn and classify hand poses based on eighteen features. The proposed approach robustly extracts the contour of a hand with variations in illumination by applying the hue gradient into the background subtraction. A hand pose is defined by two Eigen values which are normalized by the size of OBB(Object-Oriented Bounding Box), and sixteen feature values which represent the number of hand contour points included in each subrange of OBB. We compared the RGB-based background subtraction, hue-based background subtraction and the proposed approach with sudden illumination changes and proved the robustness of the proposed approach. In the experiment, we built a hand pose training model from 2,700 sample hand images of six subjects which represent nine numerical numbers from one to nine. Our implementation result shows 92.6% of successful recognition rate for 1,620 hand images with various lighting condition using the training model.

Key Words : Background Subtraction, Hue-Gradient, SVM, Hand Recognition

1. 서 론

정보의 습득과 활용이 최적화되고 다양한 매체간 융합이

이뤄지고 있는 유비쿼터스 환경 하에서 매체와 사람의 상호 인터랙션(HCI: Human-Computer Interaction)에 대한 중요성이 더욱 부각되고 있다. 특히 별도의 착용 장비 없이 일반 영상 카메라와 컴퓨터 비전 기술을 이용하여 사람의 움직임과 의사를 파악하려는 제스처 인터랙션 기술 연구는 자연스러운 인터페이스를 요구하는 유비쿼터스 환경의 중요한 연구분야이다[1,2]. 또한 사람은 손으로 하는 일이 다양하므로 다양한 손 형태를 인지하여 그 동작이 의미하는 바를 컴퓨터가 인지할 수 있도록 한다면 자연스러운 인터페이스를 구현할 수 있기 때문에 사용자 중심의 친화적인 인터페이스

* 본 연구는 21세기 프론티어 연구개발사업의 일환으로 추진되고 있는 정보통신부의 유비쿼터스컴퓨팅및네트워크원천기술개발사업의 지원에 의한 것이다.

† 중신회원 : 서울벤처정보대학원대학교 컴퓨터응용기술학과 전임강사 (교신저자)

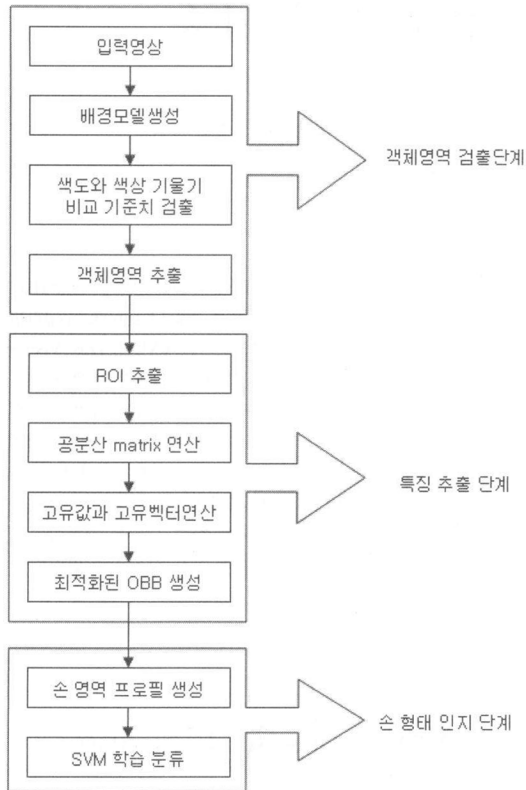
†† 정 회 원 : KGIT IT 연구센터 연구원

††† 준 회 원 : 서울벤처정보대학원대학교 컴퓨터응용기술학과 연구원

†††† 중신회원 : 아주대학교 정보통신대학 전자공학부 조교수

††††† 중신회원 : 아주대학교 전자공학부 교수

논문접수 : 2007년 9월 6일, 심사완료 : 2007년 11월 28일



(그림 1) 전체 시스템 흐름도

구축이 가능하다. 특히 제스처에 반응하는 게임이나, 보조기구 등 복잡한 기구의 착용으로 키보드나 버튼 등의 기존 인터페이스 사용이 어려운 작업 공정보고 시스템 등에서 손 형태 인지를 통한 인터페이스는 활용도가 더욱 높다. 그러나 인간은 복잡하고 정교한 시각체계를 이용하여 짧은 순간에 쉽게 손 형태를 보고 판별할 수 있는데 반해 이에 대응되는 컴퓨터 시스템을 구성하는 것은 매우 어려운 일이므로 고성능 컴퓨팅 환경에서 인간 두뇌의 구조를 흉내 내어 외부의 물체나 장면이 투사된 영상으로부터 정보를 추출하여 물체를 구별하고 장면을 빠르게 이해하는 시스템에 대한 요구가 높아지고 있다.

본 논문은 카메라를 이용한 영상시스템에서 추출하고자 하는 특정 관심영역내의 객체를 조명이 급격히 변화하는 환경에서도 안정적으로 추출해 내어 그 형태를 인지하는 기법을 제안한다. 제안하는 기법의 처리 절차는 (그림 1)과 같이 도식화 할 수 있다.

제안 기법에서는 우선, 100 프레임간 배경 영상을 촬영하고, 촬영된 배경영상에 대하여 각 화소별로 색상(hue)과 색상의 기울기에 대한 평균과 표준편차를 계산한다. 계산된 평균과 표준편차에 의하여 가우시안 배경 모델을 정의한다. 그 다음으로 실시간으로 입력되는 영상에 대해 색상과 색상 기울기 정보를 계산하고, 이를 배경모델과 비교하여 그 차분에 따라 객체 영역을 추출한다. 추출된 객체 영역의 관심영역을 정확하게 검출하기 위해, 1차적으로 추출해 낸 관심객체의 고유값과 고유벡터를 계산하고 두 고유벡터를 주축

으로 하는 주축변환을 수행한다. 주축 변환으로 재정렬된 객체에 대한 최적화된 손영역에 대한 객체중심 바운딩박스(OBB: Oriented Bounding Box)를 추출한다. OBB 영역을 16개로 분할 한 후, 해당영역의 에지 개수를 히스토그램화한 정보와 OBB의 x축과 y축에 대한 표준편차에 의해 정규화된 두개의 객체 고유값을 이용하여 손 영역의 프로필을 생성하고 다중 클래스 SVM 학습 알고리즘을 기반으로 손 형태를 인지한다.

2. 관련연구

손의 형태 인지에 관한 연구는 대부분 데이터글로브를 사용하는 하드웨어 센서기반 방법과 2차원 패턴정보나 3차원 모델을 사용하는 영상처리 기반 방법으로 분류 할 수 있다. 데이터글로브를 사용하는 방법은 장갑에 센서를 부착하여 손동작의 3차원 공간상의 정보를 실시간으로 입력받아 사용하므로 손동작의 분석과 인식이 비교적 용이한 반면 고가의 장비를 사용해야 하며 전체 시스템과 접속하기 위해 연결선이 필요하기 때문에 자연스러운 인터페이스 구축에는 많은 문제점을 안고 있다. 또한 영상 처리에 의한 인식은 녹색이나 적색의 단색 장갑을 착용하여 손 영역 정보 추출의 전처리 과정을 생략하는 등의 제한사항을 둔 연구[3]들과 특수한 장비나 장갑등의 착용 없이 일반 조명 환경에서 카메라 입력 영상을 기반으로 손의 움직임을 인식하는 연구들이 진행되어 왔다[4-9]. 범용성 및 자연스러운 인터페이스 지원을 위하여 특수한 장비나 장갑등의 착용을 배제한 손의 형태 및 움직임 인지에 대한 연구에 보다 많은 관심이 집중되고 있다.

손의 형태를 인지하기 위하여 다양한 손의 특징 요소들이 적용되었다. [4]의 연구에서는 손 영역의 방향과 크기를 고려한 관심 영역 윈도우를 결정하고, CAMSHIFT 알고리즘을 개선하여 손끝 좌표를 추적하고 있다. [4]의 연구에서는 다양한 손의 형태 인식이 아닌 한가지 손의 형태에서 손끝 좌표를 추적하여 손가락을 통한 포인팅 방향을 인식해 내는 문제에 초점을 맞추고 있다. [5]의 연구에서는 손의 형태 특성을 크게 세 가지 특성 정보로 정의하였다. 첫째는 크기와 방향에 대하여 정규화된 손의 영역을 구하고, 정규화된 손의 영역에 대한 중심점으로부터 일정 각도를 회전하며 직선을 방사하였다. 방사된 직선상에서 손의 중심으로부터 손의 경계까지의 거리를 측정하여 그 거리값들을 손의 특성요소로 사용하였다. 또한, 손에 대한 단축과 장축의 비, 조밀도등을 손의 특성값으로 사용하였다. [6]의 연구에서는 손의 형태 인식을 위하여 먼저 인접한 프레임간의 차 영상에 대하여 엔트로피를 측정하고, 피부색에 가까운 분포를 갖는 색깔 정보를 추출하여 배경 영상으로부터 손 영역만을 추출하였다. 추출된 손 영역에 대해 체인코드를 이용하여 외곽선을 검출하고 개선된 무게중심 프로필(centroidal profile)방법을 적용하여 초당 15프레임 정도의 처리속도로 손의 형태를 인식하였다. [7]의 연구에서는 손의 형태 특징을 손 구조적

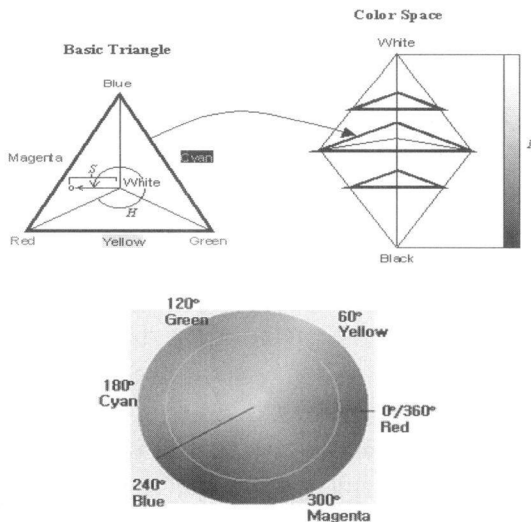
인 각도 정보와 손 윤곽선 정보로 나누고 강화학습을 통하여 각 특징간의 연관성을 정의하는 방식을 제안하고 있다. [7]의 연구에서는 제안기법을 단일 카메라가 아닌 세 대의 카메라를 이용한 손 모양 인식 시스템에 적용하여 그 유용성을 검증하고 있다.

이와 같이 손 형태 인식을 위해 여러 가지 방법들이 제안되었으나 대부분의 연구가 배경과 조명의 변화가 없는 제한적인 환경에서 이루어지며 특정 환경에 종속적인 연구결과를 제공한다[4-9]. 그러나 대부분의 손 형태 인식 기술이 적용될 수 있는 응용분야들이 다양한 조명 변화가 가능한 환경이므로 조명의 변화에 강인한 손 형태 인식 기술에 대한 연구가 요구되고 있다. 또한, 손의 형태를 특징짓기 위한 다양한 특징요소들이 제시되어 왔으나, 인식 성공률을 높이기 위해 사용하고 있는 복잡한 특징요소들은 실시간 처리를 힘들게 하는 요소가 되고 있다. 그러므로, 손의 형태 특성을 효율적이고 정확하게 정의할 수 있는 특성 요소 정의가 요구되고 있다.

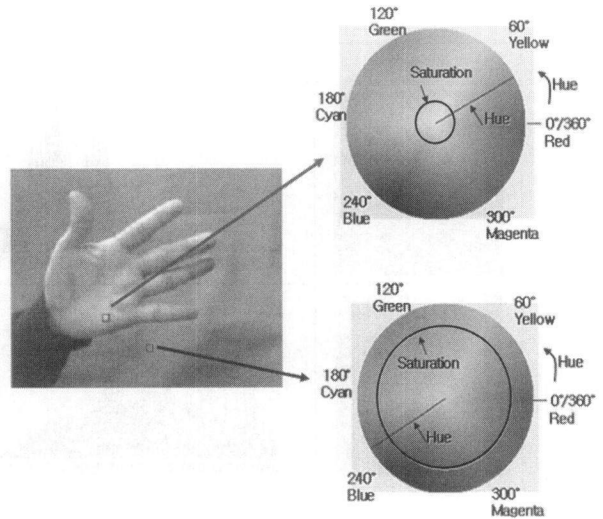
3. 손영역 추출

3.1 HSI 색상 모델을 이용한 손 영역 색상 및 채도 분포

RGB 색상 모델은 R(Red), G(Green), B(Blue)의 3원색(additive primaries)을 조합하여 원하는 색을 생성하는 색상 모델이다. 영상처리에 있어서의 RGB 색상모델의 단점은 빛과 그림자에 민감하여 객체의 윤곽을 추출하기 힘들다는 점이다[10]. 이에 반해 HSI 색상모델은 인간의 색 인지 방식에 기반을 둔 사용자 지향성의 색상 모델로, 색상(Hue), 채도(Saturation), 명도(Intensity)로 구성된다. HSI 색상 모델은 (그림 2)과 같이 기본 삼각형(Basic Triangle)과 색상 공간(Color Space)으로 모형화 된다. 색상은 0에서 360의 범위를 가진 각도로 표현되며 채도는 0에서 1까지의 범위를 가지는 반지름에 해당한다. 명도는 z축에 해당하는데 0일 때는 검정색을, 1일 때는 흰색을 나타낸다[10].



(그림 2) HSI 색상모델



(그림 3) 입력영상의 손영역과 배경영역의 색상과 채도값 비교

HSI 색상모델의 색상 성분은 밝기나 채도변화에 관계없이 물체 고유의 색상값을 나타낸 색상정보로서, 식(1)에 의해 RGB 색상모델로부터 변환될 수 있다[10]. (그림 3)는 손영역과 배경영역의 색상과 채도 값의 차이를 보여주고 있다.

$$H = \begin{cases} \theta & \text{if } B \leq G \\ 360 - \theta & \text{if } B > G \end{cases}$$

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{\frac{1}{2}[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{\frac{1}{4}[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]}} \right)$$


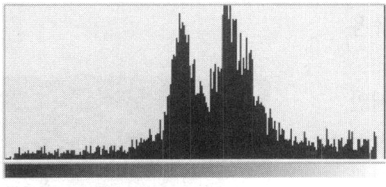
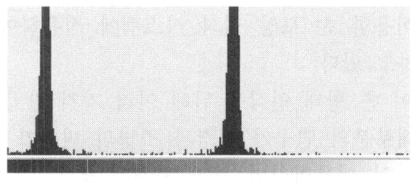
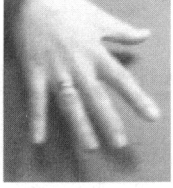
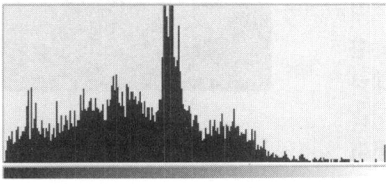
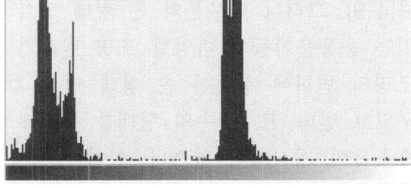
$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)]$$

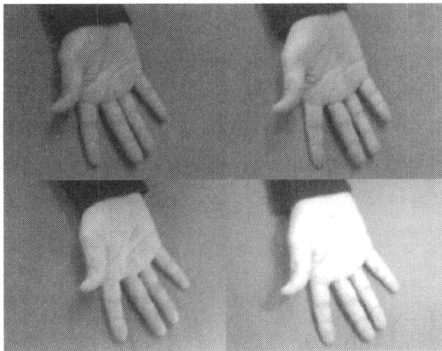
$$I = \frac{1}{3}(R+G+B) \tag{1}$$

HSI 색상모델의 특징은 색상과 관련된 성분은 색상과 채도로 나뉘고, 밝기와 관련된 성분은 명도로 나뉘어져 있어 조명의 영향을 받지 않고 특정 영역을 분리하고자 할 경우에 유리하다는 것이다. RGB 색상모델에서는 색상정보가 변경될 시, RGB 세 개의 파라미터가 모두 변화하게 되지만 HSI 색상모델에서는 색상 성분의 0~360도 사이의 각도만이 변화하기 때문에 카메라를 이용한 영상인식과 해석분야에서 HSI 색상모델이 많이 사용된다.

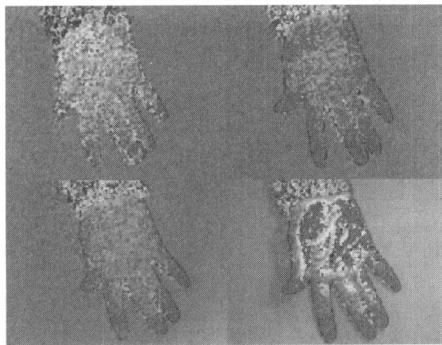
<표 1>은 조명변화에 따른 색상 영상 및 채도 이미지에 대한 히스토그램을 보여 주고 있다. 조명 조건이 급격히 바뀌었을 때, 채도의 성분에 대해서 히스토그램의 특성이 크게 변화하고 있다. 반면, 색상의 경우에도 변화를 가지지만, 어느 정도 고유 분포 특성을 유지함을 알 수 있다.

〈표 1〉 조명변화에 따른 채도 및 색상 이미지의 변화

원영상	채도에 대한 히스토그램	색상에 대한 히스토그램
		
		



(a) RGB 색상 이미지



(b) 색상 이미지

(그림 4) 조명 변화에 따른 RGB 색상 이미지와 색상 이미지의 비교

(그림 4)는 서로 다른 조명하에서 촬영하여 얻은 손 영역에 대한 RGB 색상 이미지와 색상 이미지를 비교하고 있다. RGB 색상 이미지에서 조명이 밝아짐에 따라 손 영역의 색상값이 크게 차이를 보임을 확인할 수 있다. 색상은 (그림 2)의 색상모델과 같이 색상에 대한 값을 0°~360도까지의 분포로 표현한 것으로서 좌측상단의 경우 조명이 어두운 경우로써 0도를 기준으로 +방향, 즉 Red(0도)에서 Yellow(60도) 사이의 색상분포를 나타낸다. 우측상단과 좌측하단의 두 영

상은 약간 어둡고 약간 밝은 보통의 조명의 경우로써 Red(0도)를 기준으로 분포되어 있다. (그림 4)의 (b)와 같이 색상 이미지의 경우에도 급격한 조명 변화에 대하여 색상의 변화가 이루어지고 있음을 알 수 있다. 그러나, 그 변화의 범위가 RGB의 변화의 범위에 비해 국소적이고, 그림자의 경계가 미세하여 색상 성분에 대한 기울기값을 기준으로 그림자에 의한 경계와 손과 배경에 의한 경계를 구분 지을 수 있음을 알 수 있다.

3.2 색상 및 색상 기울기 기반 배경 차분

배경차분 (background subtraction)은 초기 일정 시간 내의 입력 프레임 영상에 대한 평균 배경 영상을 저장해 놓고, 입력되는 영상을 평균 배경 영상과 화소 단위로 비교하여 객체를 검출하는 방법이다[11]. 이 방법을 정리하면 식(2)와 같다.

$$\begin{aligned}
 & \text{if } (|I_n(x) - B_n(x)| > T_n(x)) \\
 & \quad x \text{ is a foreground pixel} \\
 & \text{else} \\
 & \quad x \text{ is not a foreground pixel}
 \end{aligned} \tag{2}$$

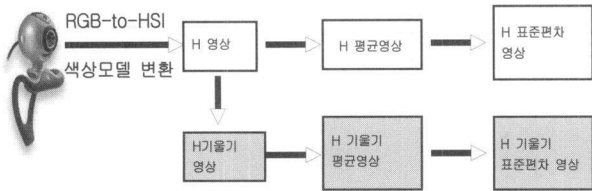
여기서 $B_n(x)$ 는 배경 이미지의 픽셀이다. 즉 배경 이미지 픽셀에서 현재 이미지의 픽셀 값 $I_n(x)$ 의 차가 임계치 $T_n(x)$ 보다 크면 배경 픽셀이 아닌 전경 (foreground) 픽셀로 간주한다.

장면의 변화의 짧은 시간 동안 움직인 부분만을 검출하는 장면차분방법에 비해 배경 차분 방법은 움직임의 전체 영역을 검출할 수 있으므로 환경의 변화가 적어서 이미 생성한 배경 영상이 현재의 환경을 잘 나타내고 있다면, 배경 차분 방법을 통해 객체를 효과적으로 검출해 낼 수 있다. 그러나 빛의 변화 등 환경이 변화하여 더 이상 배경 영상이 실제 환경을 정확히 표현하지 못한다면 배경 차분 방법으로는 물체를 올바르게 검출할 수 없다. 따라서 배경 차분 방법의 정확도는 생성한 배경 모델이 현재 배경을 얼마나 정확하게

나타내느냐에 달려있다. 물체의 정확한 검출을 위해 배경 영상은 시간에 따라 변화하는 환경의 변화를 지속적으로 학습해야 한다.

색상 성분은 이미지의 색상 그 자체의 값을 나타내며 조명의 영향을 최소화한다. 색상 기울기 영상은 백그라운드 이미지의 특징을 유지시켜주는 반면 조명변화와 그림자 효과를 제거해준다. 그러므로 본 논문에서는 색상과 색상기울기에 기반한 배경제거기법을 제시한다.

우선 HSI 색상공간에서의 배경모델영상을 획득하기 위해 일정시간동안 훈련과정을 거쳐, 배경 영역의 색상과 색상기울기의 평균값과 표준편차로 이루어진 가우시안 배경모델을 만든다. 이를 통해 객체가 입력될 때의 색상과 색상기울기 값을 구하여 배경모델에서 정의한 임계치와 비교하여 전경 영역과 배경 영역을 분리하여 객체를 추출한다.



(그림 5) 제안하는 배경모델 생성 알고리즘

배경학습 단계에서는 각 픽셀에 대한 색상 요소와 색상기울기 크기 값에 대해서 각각 학습을 수행하여 평균영상과 표준편차영상을 구한다. 본 논문에서는 조명변화로 인한 배경의 색상 강도(Color Intensity) 변화를 측정하기 위해 일정 시간 T_i 동안 배경 영상을 취득하여, 영상영역 내에 있는 각 픽셀들의 색상에 대한 평균값과 표준편차 값을 구하여, 평균화된 색상 배경영상을 생성한다.

또한 T_i 동안 입력된 연속배경영상에서 평균화된 색상배경영상의 각 픽셀에서 인접픽셀과의 색상 성분 값에 대한 기울기 크기를 계산한다. 이후 이와 마찬가지로 영상영역 내에 있는 각 픽셀들의 색상 성분 값에 대한 기울기 크기의 평균영상과 표준편차 영상을 구하여, 색상 기울기 성분 값에 대한 평균화된 배경영상을 구축한다.

배경영상의 각 픽셀에 대한 색상 기울기(∇H) 크기는 식(3)과 같이 계산한다.

$$\nabla H = \sqrt{(H_{(x+1,y)} - H_{(x,y)})^2 + (H_{(x,y+1)} - H_{(x,y)})^2} \quad (3)$$

배경영상의 각 픽셀에 대한 시간 t 대의 색상 성분의 평균과 표준편차의 크기는 아래 식(4)와 같이 계산한다.

Mean Update :

$$\begin{aligned} \mu(H_i(0)) &= H_i(0) & : t = 0 \\ \mu(H_i(t)) &= (1-\alpha)\mu(H_i(t-1)) + \alpha H_i(t) & : t \geq 1 \end{aligned}$$

Variance Update :

$$\begin{aligned} \sigma^2(H_i(0)) &= (H_i(1) - \mu(H_i(0)))^2 & : t = 1 \\ \sigma^2(H_i(t)) &= (1-\alpha)\sigma^2(H_i(t-1)) + \alpha(H_i(t) - \mu(H_i(t)))^2 & : t \geq 2 \end{aligned} \quad (4)$$

배경영상의 각 픽셀에 대한 시간 t 대의 색상 기울기 (∇H) 성분의 평균과 표준편차의 크기는 아래 식(5)와 같이 계산한다. $\mu(\nabla H_i(0))$ 와 $\mu(\nabla H_i(t))$ 는 각각 색상기울기 평균의 초기값과 시간 t 대의 평균값이며, $\sigma^2(\nabla H_i(0))$ 와 $\sigma^2(\nabla H_i(t))$ 는 각각 색상기울기 분산의 초기값과 시간 t 대의 분산값이다.

Mean Update :

$$\begin{aligned} \mu(\nabla H_i(0)) &= \nabla H_i(0) & : t = 0 \\ \mu(\nabla H_i(t)) &= (1-\alpha)\mu(\nabla H_i(t-1)) + \alpha \nabla H_i(t) & : t \geq 1 \end{aligned}$$

Variance Update :

$$\begin{aligned} \sigma^2(\nabla H_i(0)) &= (\nabla H_i(1) - \mu(\nabla H_i(0)))^2 & : t = 1 \\ \sigma^2(\nabla H_i(t)) &= (1-\alpha)\sigma^2(\nabla H_i(t-1)) + \alpha(\nabla H_i(t) - \mu(\nabla H_i(t)))^2 & : t \geq 2 \end{aligned} \quad (5)$$

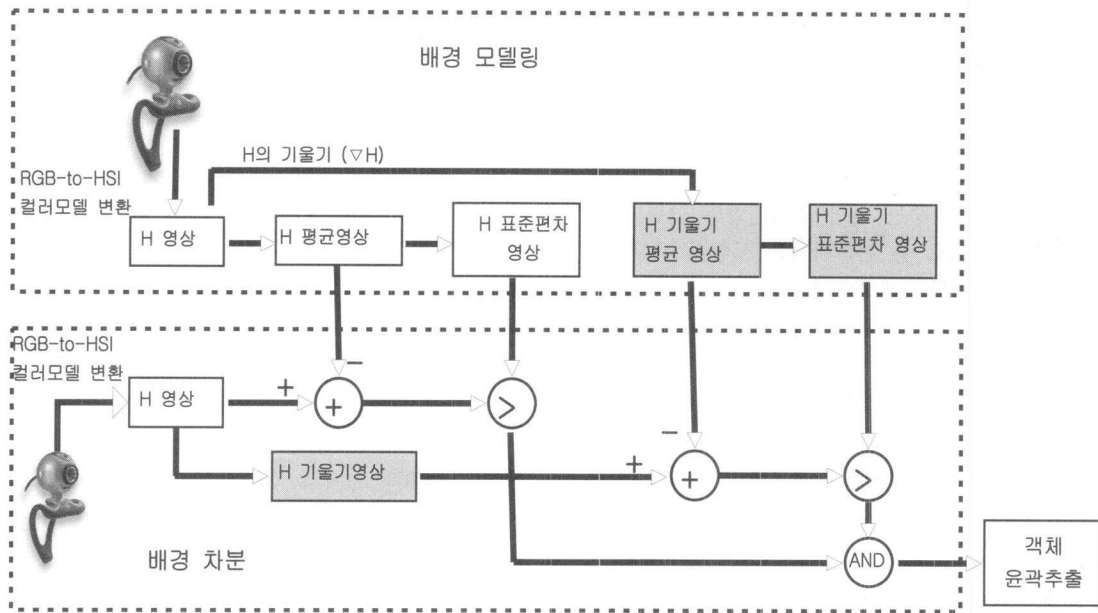
이상과 같이 네 가지 배경영상, 즉, 평균화된 색상 배경영상의 평균과 표준편차, 평균화된 색상 배경영상을 기반으로 한 색상성분 색상 기울기 (∇H)의 평균과 표준편차를 색상기반 배경모델로 정의한다.

객체가 포함된 T_i 이후부터의 연속 입력영상 RGB에 대하여 HSI 색상모델로 변환을 수행한다. 변환된 입력 색상 성분과 평균화된 색상 배경영상의 표준편차 영상과 차이를 비교하여, 평균화된 색상 배경영상의 표준편차 값보다 큰 값을 보이는 영역을 객체의 후보영역으로 간주한다. 또한 입력영상에 대한 각 픽셀에 대한 색상 기울기 크기를 계산하고 색상 기울기 배경영상과의 차이를 계산하여 차이값이 일정 임계값보다 큰 경우 객체의 후보로 간주한다. 위 두 조건을 모두 만족하는 영역을 객체 영역으로 추출한다.

객체 영역을 추출하기 위한 비교식은 식(6)과 같다.

$$R_i(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } |H_i(x) - H_{b_i}(x)| > \omega_1 \sigma(H_{b_i}(x)) \text{ and} \\ & |\nabla H_i(x) - \nabla H_{b_i}(x)| > \omega_2 \sigma(\nabla H_{b_i}(x)), \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$H_i(x)$ 와 $\nabla H_i(x)$ 는 각각 현재 입력영상에서의 픽셀 i 에 대한 색상 및 색상 기울기 값을 나타낸다. $H_{b_i}(x)$, $\nabla H_{b_i}(x)$, $\sigma(H_{b_i}(x))$ 와 $\sigma(\nabla H_{b_i}(x))$ 는 각각 배경모델에서 구축된 색상의 평균값, 색상 기울기의 평균값, 색상의 표준편차, 색상 기울기의 표준편차를 나타낸다. w_1 과 w_2 는 각각 임계치 영역에 대한 가중치 값을 나타낸다.

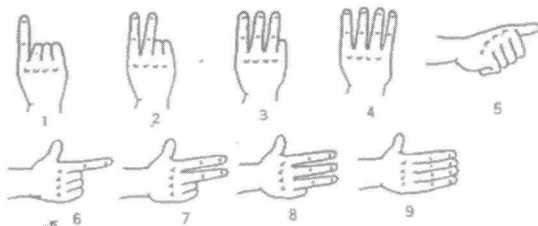


(그림 6) 제안하는 객체의 실루엣 추출 알고리즘

4. 손 형태 인식

4.1 손 형태의 특징 추출

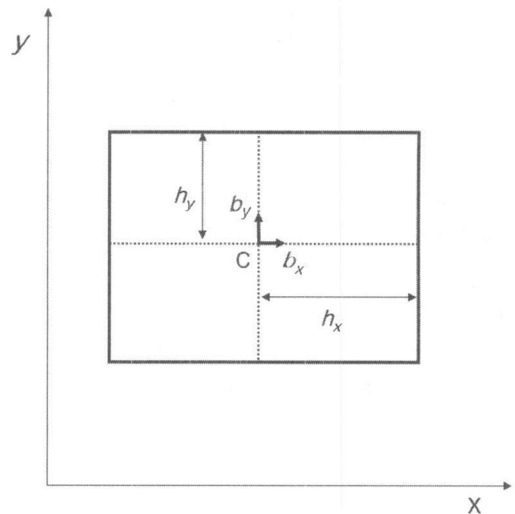
본 논문에서는 방향, 크기에 독립적인 손 형태 인지 시스템 구축을 위해 (그림 7)과 같이 수화에서 사용하는 수지화 1~9의 손 형태를 대상으로 하였다. 색상값(Hue)과 색상 기울기(Hue Gradient) 기반으로 객체의 ROI를 추출하여 검출된 영역의 고유값과 고유벡터, 그리고 영역을 16등분 했을 때의 각 영역안에 포함된 에지개수를 수지화의 특징정보로 사용한다.



(그림 7) 수화에서 1~9 숫자표현

4.1.1 고유값과 고유벡터 추출

색상기울기 기반 실루엣 검출과정을 통해 추출되는 전체 실루엣 포인트의 x , y 양방향 축에 대한 평균값과 표준편차를 구한 후, 객체 실루엣의 평균점을 기준으로 표준편차에 가중치를 적용한 영역을 관심영역 ROI로 설정하였다. (그림 8)에서 C는 추출 포인트들의 x , y 양방향 축에 대한 평균값으로 구한 중심점이며, b_x 와 b_y 는 ROI박스의 기준방향 basis vector를 나타내고, 이 기준방향의 표준편차 값을 이용하여 ROI의 장축과 단축의 방향으로 h_x 와 h_y 를 구한다.



(그림 8) 관심영역 ROI에 대한 개념도

검출되는 객체는 서로 다른 방향과 크기를 갖게 되어 영상 인식이 어렵다. 서로 다른 방향에서 입력되는 객체의 인식율을 높이기 위해 검출되는 객체의 관심영역 ROI 내 2개의 주요 성분요소(Principal Component)를 추출한 후 이를 기반으로 객체 중심 바운딩 박스 (OBB: Object-Oriented Bounding Box)을 구한다.

카메라로부터 입력되는 2차원 이미지 공간상의 데이터들을 x 와 y 축의 2차원평면 상에 데이터를 표현하지 않고 관심 있는 특정 객체의 형상을 기반으로 표현하고자 할 때, 이 객체의 직교 고유벡터를 기저로 하여 표현할 수 있다. 고유벡터는 기준 축을 중심으로 변환을 취하여도 어떠한 변화가 일어나지 않고 자신이 되는 특성을 지니고 있다. 고유벡터는 변환을 수행하기 전에 고유벡터를 어떤 값으로 곱하거나 나누는 스케일 처리를 하더라도 결과는 같은 값을 곱

한 결과를 지닌다. 원래 벡터가 변환과정을 거친 후 스케일 되는 값이 바로 고유벡터와 관련된 고유값이며, 고유값과 고유벡터는 항상 쌍을 이룬다[12].

위에서 언급한 바와 같이 관심영역 내 특정 객체의 형상을 기반으로 데이터를 표현할 때 고유벡터를 기준으로 중심축과 보조축을 결정하게 된다. 중심축이 데이터의 변동값, 즉 분산의 최대량을 포함하거나 분산의 최대량을 표현하는 기준이라면, 보조축은 중심축과 수직을 이루는 변량의 최대량을 포함한다. 이와 같이 고유벡터와 고유값은 관심영역 내 특정 객체를 변동 값을 표현하는 공분산 행렬에 기반하여 유도된다.

공분산이란 두개 이상의 변량 데이터가 주어질 경우에 각 변량간의 변화하는 양상을 나타내는 통계적 척도이다. 표본의 랜덤 데이터가 이변량 데이터(bivariate) x_i, y_i 일 경우의 공분산은 다음과 같이 계산된다[13].

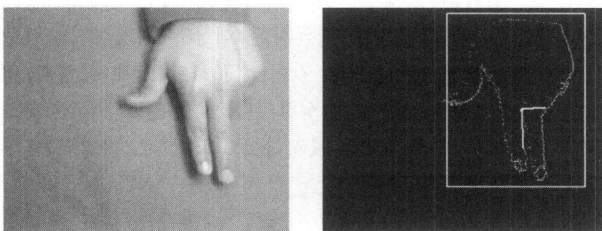
$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n x_i, \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n y_i \text{ 라 할 때,}$$

$$cov_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (7)$$

x, y 좌표값을 데이터로 생성한 공분산 행렬(Covariance Matrix)은 아래와 같다.

$$C = \begin{pmatrix} cov_{xx} & cov_{xy} \\ cov_{yx} & cov_{yy} \end{pmatrix} \quad (8)$$

공분산 cov_{xx} 값은 x 방향에 대한 분산 var_x 과 동일하며, cov_{yy} 값은 y 방향에 대한 분산 var_y 값과 동일하다. 공분산 cov_{xy} 값이 0보다 적은 음수의 값일 경우, x 가 증가/감소함에 따라 y 도 함께 증가/감소하게 됨을 의미한다. 공분산 cov_{xy} 값이 0보다 큰 양수의 값일 경우, x 가 증가/감소함에 따라 y 는 반대로 감소/증가하게 됨을 의미한다. 또한 공분산 cov_{xy} 값이 0일 경우는 x 와 y 가 서로 무관함을 나타낸다. 공분산 행렬과 같이 상호대칭인 구조를 갖는 행렬은 항상 데이터 차수에 해당하는 고유벡터를 가지며, (그림 9)과 같이 고유벡터는 항상 서로 수직하게 된다.



(그림 9) 입력영상에 대한 고유벡터 추출의 예

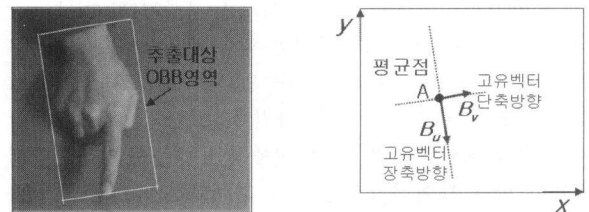
4.1.2 최적화 객체 중심 바운딩 박스(OBB) 및 정규영역값 추출
 최적화된 손의 객체중심 바운딩 박스 (OBB: Object-Oriented Bounding Box) 추출 과정의 개념도는 (그림 10)과 같다. 먼저 그림(a)는 입력영상에 대하여 추출하여 정규화하고자 하는 OBB 대상영역을 나타낸다. 그림(b)는 추출하고자 하는 객체의 x, y 방향에 대한 평균점 A 및 고유벡터의 장단축 방향을 나타낸다. 그림(c)는 평균점 A를 원점 O로 위치이동한 후 고유벡터의 장축방향인 B_u 방향을 x 축으로 하고 단축방향인 B_v 방향을 y 축으로하여 회전처리한 결과를 나타낸다. 그림(d)는 새롭게 정의되는 U, V 2차원 좌표축의 중심점으로 XY좌표축에서 구한 평균점을 위치 이동하여 재정렬하는 과정을 나타낸다.

장축방향인 B_u 방향을 x 축으로하고 단축방향인 B_v 방향을 y 축으로하는 회전처리를 위해서 특징벡터 u_1, u_n 을 이용한 변환행렬 W 를 식 (9)와 같이 정의하고, 식 (10)과 같이 각 윤곽점의 좌표값을 x, y 축으로 정렬시킨다.

$$W = [u_1 \cdots u_n] \quad (9)$$

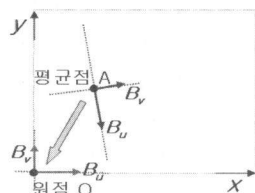
$$y = W^T x \quad (10)$$

x, y 축으로 주축을 이동한 후, 윤곽점에 대한 x 방향과 y 방향에 대한 표준편차 S_x, S_y 를 기반으로 최대 가능한 OBB를 정의한다. x 방향과 y 방향에 대한 표준편차를 기반으로 미리 최대 가능한 OBB 영역을 잡는 것은 손의 윤곽선 외부에 존재하는 영상 잡음에 의하여 OBB의 크기가 손의 영역을 심하게 벗어나는 것을 막기 위함이다. OBB 내에서 x 축의 양과 음의 방향, y 축의 양과 음의 방향에 대해 원점으로 부터 최대 거리를 가지는 윤곽점을 찾아 OBB를 조절한다. 이와 같이 표준편차를 이용한 최대 가능한 OBB를 미리 정의하고 OBB 내에서 윤곽점의 위치를 기반으로 최적화시키는 방법은 배경영상에 남아 있는 노이즈에 의한 관심영역 추출의 오류를 줄일 수 있다. (그림 10)의 (e)는 최적화된 OBB검출의 결과를 나타내고 있다.

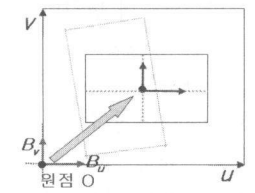


(a) 입력영상과 추출대상OBB영역

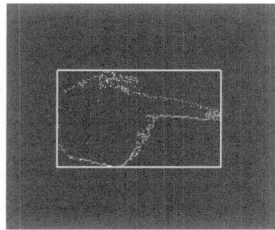
(b) 평균점과 고유벡터 추출



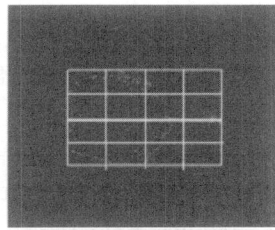
(c) 방향 재정렬 및 평균점 원점이동



(d) UV좌표축의 중심으로 원점이동



(e) 최적화된 OBB 검출
(그림 10) 최적화된 OBB 검출 과정

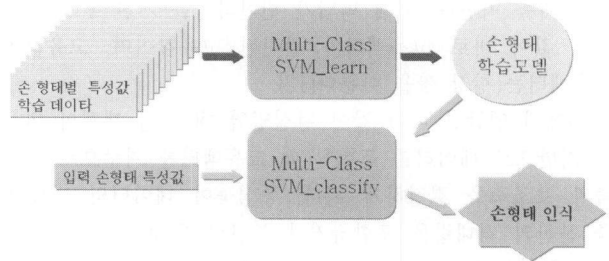


(그림 11) 16개의 세부영역으로 구분 된 OBB

입력된 손 영상에서 1부터 9까지의 수지화를 인지하기 위해 18개의 특징요소값을 사용한다. 우선, 손의 영역에 대한 두 방향의 고유값을, OBB에서의 x와 y 방향에 대한 표준편차를 이용하여 정규화한다. 이렇게 계산된 정규화된 두 개의 고유값과 OBB를 (그림 11)과 같이 16개의 영역으로 분할한 후, 각 영역에 포함된 전면 픽셀의 개수를 특징정보로 사용한다.

4.2 SVM 기반 학습 및 인식

SVM(Support Vector Machine)은 Vladimir Vapnik과 그의 AT&T Bell 연구소 팀이 개발한 객체식별 방법으로 데이터 마이닝 분야는 물론 얼굴인식과 같은 패턴인식 응용 분야에도 널리 사용되고 있는 방법이다[14-16]. 선형 SVM은 통계적 학습이론(SLT : Statistical Learning Theory)으로서 학습데이터와 범주 정보의 학습진단을 대상으로 학습과정에서 얻어진 확률분포를 이용하여 의사결정함수를 추정 한 후 이 함수에 따라 새로운 데이터를 이원 분류하는 것이다. SVM은 다항식(polynomial), 방사 기저 함수(Radial Basis Function), 그리고 다층 퍼셉트론 분류기(Multi-Layer Perceptron classifiers)의 대안적인 학습 방법으로 패턴을 고차원 특징 공간으로 사상시킬 수 있다는 점과 대역적으로 최적의 식별이 가능한 특징을 가진다. 또한 신경망을 포함하여 통계적 패턴인식 방법 등 전통적인 대부분의 패턴인식 기법들이 학습 데이터의 수행도를 최적화하기 위한 경험적인 위험 최소화(ERM:Empirical Risk Minimization) 방법에 기초하고 있는데 반하여, SVM은 고정되어 있지만 알려지지 않은 확률 분포를 갖는 데이터에 대해 잘못 분류하는 확률을 최소화하는 구조적인 위험 최소화(SRM:Structural Risk Minimization) 방법에 기초하고 있다[14]. SVM은 본래 이중 클래스 분류를 위해 고안되었으나, 필요에 따라 다중 클래스 분류(multi-class classification)로 확장시키게 되었다. SVM을 다중 클래스로 확장하는 것은 기본적으로 이중 클



(그림 12) SVM 학습을 통한 손 형태 인식 예

래스 SVM을 결합하는 방법으로 이루어진다. 본 연구에서는 [17]에서 제시한 다중 클래스 SVM 기법을 이용하여 9가지 손의 형태를 분류하였다.

본 연구에서는 4.1 절에서 추출한 손의 형태에 대한 특징값들을 다중 클래스 SVM 기법을 이용하여 학습 모델을 생성한다. 그리고 실시간으로 입력되는 손의 형태를 추출하고 특징값을 추출하여 손의 학습 모델을 기반으로 형태를 분류한다. (그림 12)는 SVM을 통한 손 형태 학습 및 인지 과정에 대한 절차를 보여주고 있다.

SVM 학습 알고리즘을 위해 구성된 학습데이터는 구분하고자 하는 클래스명, 특징 분류 번호, 특징값의 형태로 정렬하여 오프라인으로 다중 클래스 SVM 학습기를 통하여 학습된다. 클래스명은 입력된 손 형태의 수지화 1부터 9의 구분의 의미하며, 각 클래스마다 정의한 18가지의 특징값들을 특징 분류 번호와 추출된 특징값의 형태로 정렬된다. 특징값은 손영역에 대한 정규화된 두 개의 고유값과 OBB의 16개의 세부 영역에 대한 전면픽셀의 개수를 포함한다.

5. 실험 및 결과

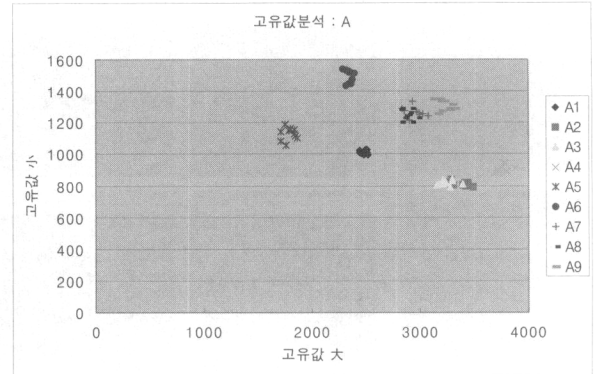
5.1 조명변화 환경에서의 손영역 검출 실험 결과

본 논문에서 사용된 실험환경은 VISUAL C++ 6.0 으로 구현되었으며, Pentium-IV 3.0GHz인 CPU와 1GB 메모리 사양인 WINDOWS XP 환경에서 실험하였다. 실험영상 획득을 위한 카메라로는 PC용 카메라인 로지텍 퀵캠셋을 사용하여 320 x 240의 24bit RGB모델로 핸드 트래킹을 위한 실험 영상을 입력받았다. 50프레임동안 캡처된 영상으로부터 HSI 색상모델로 변환하여 배경모델에 대한 색상 성분의 평균값과 표준편차값 및 색상기울기 값의 평균과 표준편차를 구하여 색상 성분 기반 배경모델을 생성하였다. 이후 실시간으로 입력되는 영상의 각 픽셀에서 색상 성분의 강도 및 기울기 값을 추출하여 평균화된 색상 배경영상 및 색상 기울기 배경영상과 식 (5)와 같이 비교하여 객체의 영역 정보만을 담은 이진영상을 생성하였다. 즉, 손의 영역이라고 판별되는 부분은 흰색으로 표시하고, 배경으로 판별되는 영역은 검은색으로 표시하였다.

실험은 초기에 배경모델을 구축할 때와 동일한 조명환경에서 기존 기법과 제안기법을 사용하여 사용자 손의 움직임을 추적하였고, 그 다음으로 배경모델 구축 시와 다른 조명

<표 2> 조명변화 환경에서 손영역 추출을 위한 각 색상모델 기반 배경차감 기법 비교

	(a)입력 영상	(b)RGB색상 모델	(c)정규화 RGB 색상모델	(d)색상 (Hue)	(e) 색상 및 색상기울기 (H-Gradient)
밝은 조명					
어두운 조명					



(그림 13) 수지화 1~9에 대한 고유값의 2차원 분포

<표 3> 수지화 1~9에 대한 공분산, 고유값과 고유벡터의 평균 결과값

Object	공분산		고유값		고유벡터	
	0	0	0	0	1	0
none	0	0	0	0	0	1
1	589.96	216.33	494.33	1079.3	0.91	-0.4
	216.33	983.66			0.4	0.91
2	619.37	293.45	531.11	1595.08	0.96	-0.29
	293.45	1506.82			0.29	0.96
3	566.75	182.57	527.82	1423.06	0.98	-0.21
	182.57	1384.14			0.21	0.98
4	751.79	99.61	738.21	1482.39	0.99	-0.14
	99.61	1468.81			0.14	0.99
5	931.3	5.57	585.24	931.39	0.02	-1
	5.57	585.33			1	0.02
6	913.41	117.5	813.78	1051.99	0.76	-0.65
	117.5	952.35			0.65	0.76
7	831.65	154.6	783.37	1326.71	0.95	-0.3
	154.6	1278.43			0.3	0.95
8	832.16	28.46	830.77	1414.51	1	-0.05
	28.46	1413.11			0.05	1
9	1037.26	-73.61	1022.4	1402.02	0.98	0.2
	-73.61	1387.16			-0.2	0.98

환경으로 급격하게 달라진 조명환경에서 사용자 손의 움직임 추적을 기존 방법과 제안 방법을 이용하여 비교 수행하였다. 조명의 변화를 주기 위하여 80 lm/W의 일반 백색 형광등 조명과 함께 18W 63.1 lm/W의 책상용 백색 스탠드 조명을 직접적으로 손 영역에 비치게 한 경우와 배경 모델링을 새롭게 수행하지 않은 채로 스탠드 조명을 제거하고 형광등 조명만을 비춘 환경에서의 손 영역 추출 실험을 수행하였다.

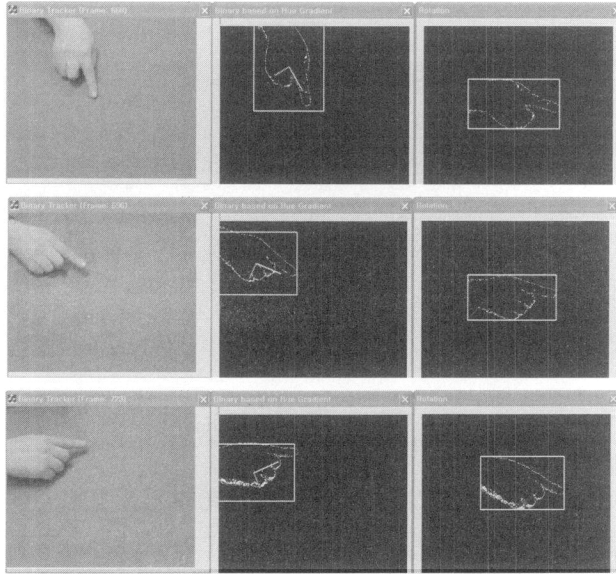
<표 2>에서 보는 바와 같이, 밝은 조명일 경우와 어두운 조명일 경우를 비교해보면, 본 논문에서 제안한 색상 강도 및 색상 기울기 강도에 의한 객체추출 방법을 이용하였을 경우 외곽선 정보가 가장 유사하게 유지됨을 알 수 있다. <표 2>의 (b)는 RGB 색상모델기반 배경영상과 입력영상의 차를 기반으로 한 이진화 영상으로써 빛의 변화에 가장 민감하게 반응한다. 표2의 (c)는 정규화된 RGB 색상모델을 배경모델로 사용한 결과로써, 초기 조명에 비해 대략적인 실루엣정보는 유지되지만, 실루엣 내부의 노이즈와 그림자로 인한 노이즈가 나타난다. <표 2>의 (d)는 HSI 색상모델의

<표 4> 수지화(1~9)에 대한 최적화 OBB 검출 결과

	(a) 수지화 1	(b) 수지화 2	(c) 수지화 3
고유 벡터			
정규화 OBB			
	(d) 수지화 4	(e) 수지화 5	(f) 수지화 6
고유 벡터			
정규화 OBB			
	(g) 수지화 7	(h) 수지화 8	(i) 수지화 9
고유 벡터			
정규화 OBB			

색상 성분 강도 값만을 기반으로 한 이진화 영상으로써, RGB 색상모델보다 우수한 실루엣추출을 나타내지만, 조명 변화에 따른 그림자 변화 문제에 반응함을 알 수 있다. (표 2)의 (e)는 제안 기법을 적용한 결과 조명변화에도 영역정보가 깨어지지 않고 안정적으로 검출됨을 보여주고 있다.

<표 3>는 1부터 9까지의 수지화에 대해 공분산값과 고유값, 고유벡터가 갖는 값을 나타낸다. 각각의 수지화는 입력



(원)원영상, (중)정규화 전 ROI와 고유벡터, (오)고유벡터에 의한 정규화 OBB

(그림 14) 서로 다른 방향의 수지화 1에 대한 정규화된 OBB

영상에 포함된 객체의 관심영역 ROI의 크기에 비례하여 고유의 결과 값을 가진다. (그림 13)는 1부터 9까지 각각의 수지화에 대해 10개씩의 샘플을 추출하여 비교한 결과로써, 장축과 단축 고유값 간의 상관관계를 통해 영상해석 시 1부터 9까지의 수지화에 대해 1차적인 구분이 가능함을 보여주고 있다.

<표 4>는 카메라의 입력영상에서 객체에 대한 최적화된 OBB 검출의 결과를 나타낸 것으로, 좌측 그림과 같이 1차적으로 추출해낸 객체의 관심영역 ROI 이미지의 고유벡터와 고유값을 이용하여 새로운 좌표축을 정의한 후 검출 대상객체의 상하좌우 최외곽 4개점을 기준으로 최적화의 과정을 거쳐 OBB 4각 박스를 추출한 결과 이미지이다. (a)부터 (i)까지는 수지화 1에서 9까지를 의미하는 동작이다.

(그림 14)는 서로 다른 방향에서 수지화 1을 표현 하였을 때, 고유벡터에 의해 정규화된 OBB를 보여 주고 있다. 손의 방향이 달라지더라도 정규화된 OBB의 방향이 일정하게 유지되므로 손의 방향에 관계없이 손의 형태를 안정적으로 인지할 수 있었다.

5.2 손인식 실험 및 결과

이 연구에서 실험 대상으로 사용된 데이터는 수지화를 1~9까지 각각 180개 입력으로 하는 총 1620개의 영상이다. 이는 6명의 실험자가 각각의 수지화 형태에 따라 손 방향을 달리하며 30장씩의 영상을 촬영한 것이다. 18가지의 특징을 손 영역의 프로필로 하여 SVM 학습 알고리즘으로 학습시킨 후 손 형태를 인식한 결과는 <표 5>와 같다. 이는 한 실험자의 경우 1, 2 4, 7에 대한 인식이 실패하여 나온 결과이다. 9개의 수지화에 대해 평균 92.6 %의 인식률을 얻었다.

30 FPS(Frames Per Second)로 입력되는 동영상에서 매 프레임 영상에 대하여 제안 손인식 기술을 수행한 결과 손

<표 5> 손인식 실험 결과

class	테스트수	정상인식	오인식	인식률
1	180	150	30	83.3
2	180	150	30	83.3
3	180	180	0	100
4	180	150	30	83.3
5	180	180	0	100
6	180	180	0	100
7	180	150	30	83.3
8	180	180	0	100
9	180	180	0	100
합	1620	1500	120	92.6

영역 추출 및 인식을 포함하여 20 FPS의 속도를 보여 주었다. 여기서, 1 프레임 영상에 대한 SVM을 이용한 손인식을 부분에 대한 처리속도는 1.260 msec 로서 실시간 처리가 가능하였다.

6. 결 론

본 논문에서는 고정된 카메라에서 얻어진 영상을 사용하여 서로 다른 다양한 조명 환경에서 조명변화에 강건한 객체추적을 위한 배경모델 구축 및 객체 영역 정보를 추출하여 객체의 형태를 인식하는 기법을 제시하였다. 제안 기법을 적용한 결과 실험환경의 조명변화에도 관심객체의 영역 정보를 안정적으로 검출할 수 있었다.

본 연구에서는 영상인식 시스템에서 공통적으로 사용되고 있는 색상모델에 대한 비교실험을 수행하고, 조명과 그림자의 영향을 최소화하는 HSI 색상모델에서 색상 및 색상의 기울기 값을 이용한 배경차감법을 적용함으로써 갑작스런 조명변화에 의한 유사영역에 의한 노이즈 및 그림자에 의한 영향을 대폭 줄이는 효과를 보여 주었다. 또한 추출된 영역의 최적화된 OBB를 생성한 후 영역을 16개로 분할하여 분할된 영역에 포함되는 손의 에지 개수와 정규화된 고유값으로 구성된 18가지 특징을 정의하고 이를 SVM학습 알고리즘으로 분류하여 1부터 9까지의 수지화에 대해 높은 인식 성능을 확인하였다.

본 제안 기법은 제안된 공간이지만 조명 환경이 급격하게 변화될 수 있는 게임 환경을 목표로 연구되었고, 단순 배경 환경에서 실험되었다. 본 제안기법을 복잡배경 환경에서 실험한 결과 손의 윤곽부분이 배경영역 자체가 가지고 있는 색상 기울기와 차이가 적은 경우, 손의 윤곽정보가 손실 되는 경우가 발생되었다. 향후 연구로서 본 제안기법을 확장하여 복잡한 배경 환경에서의 안정적 손 형태 인식에 대한 연구를 수행하고자 한다.

참 고 문 헌

[1] Sangho Park, "A Hierarchical Graphical Model for

Recognizing Human Actions and Interactions in Video”,
Dissertation of Ph.D, The University of Texas at
Austin, 2004

[2] 정기욱, “유비쿼터스 개론: 새로운 미디어와의 접속 유비쿼
터스 컴퓨팅”, jinhan M&B, pp. 48~63, 2007.

[3] 한국과학기술원, “소그룹기반 분류에 의한 수신호 인식 방
법 및 이를 기록한 기록 매체”, 등록특허 10-0457928.

[4] 박지영, 이준호, “휴먼마우스 구현을 위한 효율적인 손끝
좌표 추적 및 마우스 포인터 제어기법”, 한국정보과학회논
문지B 제29권 제11호 pp.851-859, 2002.

[5] Hyoyoung Jang, Dae-Jin Kim, Jung-Bae Kim, Jin-Woo
Jung, Kwang-Hyun Park, Z. Zenn Bien, “Decomposition
approach for hand-pose recognition”, International
Journals of HWRS, Vol.5, No.1, pp.21-25, 2004.

[6] 한영환, “움직임 정보를 이용한 제스처 인식 시스템”, 한국
정보처리학회논문지B, 제10권, 제4호, pp.473-478, 2003.

[7] 장효영, 변중남, “강화 학습을 이용한 비전 기반의 강인한
손 모양 인식에 대한 연구”, 전자공학회논문지 CI편 제43
권 제3호 pp.39-49, 2006.

[8] N.Tanibata, N.Shimada, “Extraction of Hand Features for
Recognition of Sign Language Words”, The 15th
International Conference on Vision Interface, pp.391-398,
2002.

[9] A. Licsar, T. Sziranyi, “User-adaptive hand gesture
recognition system with interactive training”, Image and
Vision Computing, Vol.23, No.12, pp.1102-1114, 2005.

[10] 강동중, 하중은, “Visual C++을 이용한 디지털 영상처리”,
사이텍미디어, pp.314~322, 2003.

[11] I.Haritaoglu, Larry S. Davis, and D. Harwood,
“W4(Who? When? Where? What?) a real time system
for detecting and tracking people”. In FGR98, 1998.

[12] Erwin Kreyszig, “Advanced Engineering Mathematics,
Eight Edition”, John Wiley & Sons, Inc., pp. 371~375,
1999.

[13] Erwin Kreyszig, “Advanced Engineering Mathematics,
Eight Edition”, John Wiley & Sons, Inc., pp. 1150~1151,
1999.

[14] 한학용, “패턴인식개론”, 한빛미디어, pp.274~282, 2005

[15] N.Cristianini, “An Introduction to Support Vector
Machines”, Cambridge University Press, 2000.

[16] Z. Weida, “Linear programming support vector
machines”, Pattern Recognition, Vol.35, No.12,
pp.2927-2936, 2002.

[17] K. Crammer, Y.Singer, “On the Algorithmic
Implementation of Multi-class SVMs”, JMLR, 2001.



최 유 주

e-mail : yjchoi@suv.ac.kr

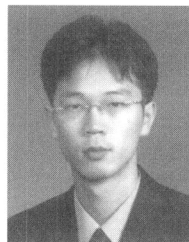
1989년 이화여자대학교 전자계산학과
(학사)

1991년 이화여자대학교 전자계산학과
(석사)

2005년 이화여자대학교 컴퓨터학과(박사)

1991년~1993년 한국컴퓨터주식회사 기술연구소 주임연구원
1994년~1999년 포스데이타주식회사 기술연구소 주임연구원
2005년~현재 서울벤처정보대학원대학교 컴퓨터응용기술학과
전임강사

관심분야: 컴퓨터 그래픽스, 가상현실, HCI, 컴퓨터비전,
의료영상처리 등



이 제 성

e-mail : jslee@kgit.re.kr

1999년 한국항공대학교 항공전자공학과
(학사)

2007년 서울벤처정보대학원
컴퓨터응용기술학과(석사)

2001년~2002년 한국미디어테크(주)

기술연구소 연구원

2002년~2006년 (주)하이테크미디어 시스템사업부 과장

2007년~현재 KGIT IT 연구센터 연구원

관심분야: HCI, CT, 프로젝션디스플레이 등



유 효 선

e-mail : babydigital@hanmail.net

2002년 이화여자대학교 컴퓨터학과 (학사)

2004년 이화여자대학교 컴퓨터학과 (석사)

관심분야: 컴퓨터비전, 가상현실 등



이 정 원

e-mail : jungwony@ajou.ac.kr

1993년 이화여자대학교 전자계산학과 (학사)

1995년 이화여자대학교 전자계산학과 (석사)

2003년 이화여자대학교 컴퓨터학과 (박사)

1995년~1997년 LG 종합기술원 주임연구원

2003년~2006년 이화여자대학교 컴퓨터학과 BK계약교수, 전임강사(대우)

2006년~현재 아주대학교 정보통신대학 전자공학부 조교수

관심분야: SOA, 유비쿼터스 컴퓨팅, 임베디드 소프트웨어



조 위 덕

e-mail : chowd@ajou.ac.kr

1981년 서강대학교 전자공학과 (학사)

1983년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (석사)

1987년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (박사)

1983년~1990년 금성전기(현 LG전자) 기술연구소 DSP 연구실장

1990년~1991년 한국생산기술연구원 전자정보시스템연구부 팀장/조교수

1991년~2003년 전자부품연구원시스템연구본부 본부장

2003년~현재 유비쿼터스컴퓨팅사업단 단장, 아주대학교 전자공학부 교수

관심분야: 유비쿼터스 컴퓨팅/네트워크, 센서 네트워크, Post-PC (차세대 Smart PDA), Interactive DTV 방송기술, 고품질 홈서버/게이트웨이 기술, 디지털방송/이동통신 연계 융합플랫폼기술, 무선인터넷응용기술