

論文 98-35S-8-7

# 색상 움직임을 이용한 얼굴 특징점 자동 추출

## (Automatic Extraction of the Facial Feature Points Using Moving Color)

金南浩\*, 金炯坤\*, 高聖濟\*\*

(Nam-Ho Kim, Hyoung-Gon Kim, and Sung-Jea Ko)

### 요 약

본 논문에서는 컬러 비디오 시퀀스 상에서 눈과 입에 해당하는 얼굴 특징점을 고속으로 추출하는 방법을 제안한다. 자유로운 움직임을 갖는 얼굴 영역을 안정적으로 추출하기 위해 얼굴 색상 분포를 이용한 색상 변환 영상에 움직임 검출 기법을 적용하여 움직이는 살색 부분만을 효율적으로 검출하는 색상 움직임 개념을 사용하였다. 움직임 정보는 살색의 가능성 정도에 따라 가중치가 주어지며 화소 단위의 움직임 여부를 결정하는 문턱값도 살색의 가능성 정도에 따라 적응적으로 결정된다. 눈의 색상분포와 형태소 연산자를 사용한 움직임 살색 영역에서 눈 후보 영역을 추출하고 눈과 눈썹의 상호 위치 관계를 이용하여 눈의 영역을 최종 결정한다. 입의 영역은 눈의 위치를 기준으로 입 후보 영역을 정하고 색상 히스토그램을 이용하여 입의 영역을 검출한다. 찾아진 눈과 입의 영역에서 정확한 특징점의 위치를 구하기 위해 PCA (Principal Component Analysis)를 사용하였다. 실험 결과 복잡한 배경, 개인적인 편차, 얼굴의 방향과 크기 등에 크게 영향을 받지 않고 고속으로 정확한 얼굴의 특징점을 추출할 수 있었다.

### Abstract

This paper presents an automatic facial feature point extraction algorithm in sequential color images. To extract facial region in the video sequence, a moving color detection technique is proposed that emphasize moving skin color region by applying motion detection algorithm on the skin-color transformed images. The threshold value for the pixel difference detection is also decided according to the transformed pixel value that represents the probability of the desired color information. Eye candidate regions are selected using both of the black/white color information inside the skin-color region and the valley information of the moving skin region detected using morphological operators. Eye region is finally decided by the geometrical relationship of the eyes and eyebrows. The mouth region is also selected from the geometrical relationship of the eyes and color histogram. To decide the exact feature points, the PCA(Principal Component Analysis) is used on each eye and mouth regions. Experimental results show that the feature points of eye and mouth can be obtained correctly irrespective of background, direction and size of face.

### I. 서 론

최근 들어 얼굴 정보에 대한 관심이 증대되고 있다.

얼굴 정보는 범죄자 검색 시스템, 개인용 컴퓨터의 접근 제어, 공공 기관에서의 보안 시스템, 컴퓨터 게임, 3D TV의 시청자 검색 시스템 등의 분야에서 널리

\* 正會員, 韓國科學技術研究院 映像미디어研究센터  
(Imaging Media Research Center, KIST)

(Dept. of Elec. Eng., Korea Univ.)

接受日字: 1997年11月5日, 수정완료일: 1998年6月16日

\* 正會員, 高麗大學校 電子工學科

이용되는 기술이다. 특히 최근 하드웨어 기술의 발달로 컴퓨터 기술이 보편화되고 컴퓨터 그래픽스 등의 기술이 발달하면서 보다 친숙하고 현실감 있는 사용자 인터페이스에 관한 요구가 증대되고 있어 얼굴 검출 및 얼굴 특징점에 대한 관심이 증대되고 있는 상황이다<sup>[1]</sup>. 얼굴 정보는 크게 얼굴 영역 검출, 얼굴 특징점 추출, 그리고 얼굴 분류 등의 세 가지 기술로 크게 나눌 수 있다<sup>[1]</sup>. 얼굴 분류기술은 Eigen face<sup>[2]</sup>, SVD, 신경망<sup>[6]</sup>, Garbor wavelet을 사용한 graph matching방법<sup>[17]</sup> 등 여러 각도에서 연구가 활발히 진행되고 있다. 하지만 얼굴 분류 기술의 전처리 단계라 할 수 있는 얼굴 영역 검출과 얼굴 특징점 추출은 연구가 초기 단계에 머무르고 있어 대상이 되는 영상이 단순한 배경을 가지고 있어야 하며 영상에서 얼굴이 차지하는 크기나 얼굴의 방향 등에 대한 제약을 가지게 되었다<sup>[1]</sup>. 보다 폭넓은 응용을 위해 얼굴 분류기술의 전처리 단계라 할 수 있는 얼굴 영역 검출과 특징점 추출 기술은 앞으로 활발히 연구가 진행되어야 할 분야이다.

얼굴 영역을 검출하는 데 사용될 수 있는 정보는 크게 모양 정보, 색상 정보, 움직임 정보 등으로 나눌 수 있다<sup>[1]</sup>. 모양 정보는 명암 영상에서 주로 에지(edge)나 명암의 편차 등을 추출하고 얼굴의 사진 지식에 적용하여 얼굴 영역을 추출하는 데 사용된다. 모양 정보를 이용해서 얼굴 영역을 검출하는 방법에는 모자이크를 사용하는 방법<sup>[5]</sup>, 신경망을 사용하는 방법<sup>[7]</sup>, K-L변환을 이용하는 방법<sup>[15]</sup> 등이 얼굴 영역 검출 방법으로 제안되었다. 하지만 이들 방법들은 얼굴이 거의 정면인 경우 적용이 가능하고 얼굴의 크기와 방향, 얼굴이외의 배경에 대해 결과가 많은 영향을 받는 단점을 가지고 있다. 색상 정보는 인간의 얼굴이 가지는 고유의 색상을 이용하는 것으로 인종이나 개인마다 편차를 가지고 있고 영상이 획득되는 하드웨어에 따라 변화가 심하다는 한계를 가지고 있다. 하지만 명암 영상을 사용하는 방법에 비해서 많은 정보량을 가지고 있어 최근 하드웨어의 발달과 함께 이용 가치가 높아지고 있다. 움직임 정보는 동영상에서 물체의 움직임으로 인한 정보를 사용하는 것으로 응용에 따라 유용하게 사용된다.

기존의 얼굴 특징점 추출 방법으로는 템플릿 매칭, 변형가능 템플릿 매칭<sup>[3]</sup>, 대칭 변환<sup>[4]</sup> 등이 있다. 변형가능 템플릿 매칭은 기존의 템플릿 매칭이 갖는

대상 물체의 크기나 방향, 개인적인 편차 등을 극복할 수 있으나 계산시간이 많이 걸리고 초기 설정지역을 제대로 지정하지 못하면 올바른 결과를 얻기 어려운 단점이 있어 응용이 제한적이다. 대칭변환의 경우, 정형화된 모델을 가지지 않고서도 눈, 코, 입의 위치 등을 찾을 수 있는 장점이 있으나 눈의 중심점이나 끝점과 같은 정확한 특징점들을 결정하기는 어려우며 얼굴의 크기 변화에 상당히 민감하고 역시 계산 시간이 많이 걸리는 단점을 가지고 있다. 그리고 마스크를 이용한 방법은 다른 방법에 비해 고속의 연산이 가능하지만 영상내의 얼굴의 위치나 방향 등에 대한 제한이 많아 넓은 범위의 응용이 불가능하다.

본 논문에서는 컬러 비디오 시퀀스 상에서 배경의 영향, 얼굴의 크기와 방향, 표정 등에 덜 민감하고 보다 빠른 연산이 가능한 얼굴 특징점 추출 방법을 제안한다. 색상 정보와 움직임 정보를 복합적으로 사용함으로써 복잡한 배경에서는 물론 얼굴의 크기나 방향, 그리고 조명의 영향에 대해서도 강한 특성을 가지게 된다. 색상 정보는 정규화 된 색상모델을 사용하여 조명의 변화에 따른 색상의 변화를 최소화하였다. 그리고 살색을 지니는 배경이나 살색 영역이외의 움직이는 영역을 제거하기 위해 살색분포를 이용한 색상변환 된 영상에서 움직임을 효율적으로 강조하며, 움직임의 민감도를 살색의 가능성 정도에 따라 변화하도록 적응적 문턱값을 가지는 움직임 정보를 사용한다. 이 방법을 사용함으로써 특정 색상을 가지는 움직임 영역만을 민감하게 추출할 수 있다. 색상 움직임 정보를 갖는 영역에 대해 Top-hat 변환을 하고 눈의 색상 분포를 이용해 눈 후보영역을 찾은 후 최종적인 눈 영역은 눈과 눈썹의 상호 위치 관계를 후보 영역에 적용하여 결정한다. 입의 색상 분포는 개인적인 편차가 심하기 때문에 눈 영역의 위치를 이용한 입 후보 영역을 추출하고 이의 히스토그램을 이용해 정확한 입 영역을 추출한다. 그리고 정확한 눈과 입의 특징점들을 추출하기 위해 Principal component analysis를 사용하여 대칭축과 특징점들을 구한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이어 II장에서는 정규화 된 색상모델을 사용한 얼굴 색상 정보의 모델과 이를 이용하여 색상영상을 얼굴영역만 강조한 명암 영상으로 변환해 주는 색상 변환의 개념에 대해 설명한다. III장에서는 색상 변환된 영상에서 움직임 정보를 검출하는 색상 움직임 정보를 이용한 얼굴 영

역 검출에 대해 설명하고, 이러한 정보를 기반으로 눈과 입의 영역 결정과 특징점 추출하는 방법에 대해서 IV장에 기술한다. 이 방법의 검증을 위한 여러 영상에 대한 실험 결과 및 결론은 V장에 기술하였다.

## II. 얼굴 색상 정보와 색상 변환

### 1. 색상 정보의 정규화

색상 정보는 여러 영상에서 얼굴 영역을 추출하는데 중요한 정보로 사용될 수 있다. 하지만, 얼굴의 색을 특징으로 사용할 때에는 하드웨어의 차이에 따라 색상의 분포가 달라질 수 있다. 같은 조건이라 할지라도 사용 카메라에 따라 색상이 다르게 나타나며 특히 야외조명과 실내조명과 같은 차이로 인해 얼굴색 분포에 차이가 발생한다. 또한 인종, 성별, 나이 등에 따라 얼굴색의 분포는 차이를 나타내며, 같은 사람이라 할지라도 계절, 감정, 건강 상태 등의 변화로 인해 얼굴색의 분포가 달리 나타날 수 있다. 이와 같은 문제점들을 해결하기 위해 정규화된 색상모델을 사용하여야 한다.

일반적으로 사용되는 RGB 공간의 색상모델에서 한 화소의 색상정보는 서로 다른 파장의 길이를 갖는 세 색상 성분의 조합인  $Q=(R, G, B)$  의 값으로 표현된다.  $I=R+G+B$ 로 표현되는 휘도 정보를 포함하는 RGB 공간의 색상모델에서는 조명의 변화가 색상 성분 값들에 크게 영향을 미치게 된다. 여러 가지 조건에 따른 피부색의 변화도 색상에 의한 변화보다는 휘도에 의한 변화가 상대적으로 크게 나타나므로 정확한 색상성분을 유지하면서 조명의 변화를 제거할 수 있는 정규화 과정이 필요하다. 정규화된 색상모델은 각각의 색상성분에서 빛의 휘도(Intensity)성분을 정규화시킨 값으로써, 하드웨어의 차이로 인한 조명의 변화나 지역적으로 어두워지는 부분, 개인적인 얼굴색의 변화에 대해 강한 특성을 가진다. 그림 1은 정규화된 색상모델의 개념을 설명한다. 그림 1(a)에 나타낸 각 R, G, B 값을 휘도성분으로 나누어 줌으로써 다음과 같이 정규화시킬 수 있다.

$$r=R/I, \quad g=G/I, \quad b=B/I \tag{1}$$

RGB모델의 3차원 공간상의 점들이 위와 같은 정규화과정을 거치게 되면 조명의 영향을 비교적 덜 민감한 정규화된 컬러 정보만을 지니게 된다. 또한, 이들

성분간에는  $r+g+b=1$ 의 관계를 가지게 되어 세 색상성분 중 두 개의 성분만으로 색상정보를 표현할 수 있다. 즉, 그림 1(b)에 나타낸 바와같이 정규화 과정을 거친 색상모델에서는 화소에 대한 색상정보를  $q=(r, g)$ 로 나타낼 수 있으며, 이는 각 색상 성분 및 정규화 성분이 8비트로 나타내 진다면 기존 RGB모델에서 표현 가능한  $256^3$  가지의 색상 정보 중 휘도의 변화에 덜 민감한  $255^2 / 2$  개의 색상정보를 정규화 색상모델에서 표현할 수 있음을 의미한다.

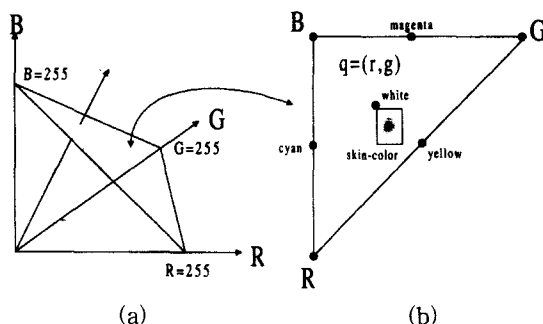


그림 1. 정규화 색상모델  
(a) RGB 색상공간 (b) 정규화된 색상공간

Fig. 1. Normalized RGB model.

(a) RGB color space (b) Normalized color space

### 2. 얼굴 색상 분포의 2D Gaussian 모델링

정규화 색상모델에서  $(r, g)$  성분에 따른 얼굴 영역의 색상 분포 히스토그램은 좁은 영역에 집중하게 되며, 개인이나 환경에 상관없이 그 분포가 규칙적인 모양을 가지게 된다<sup>[8]</sup>.

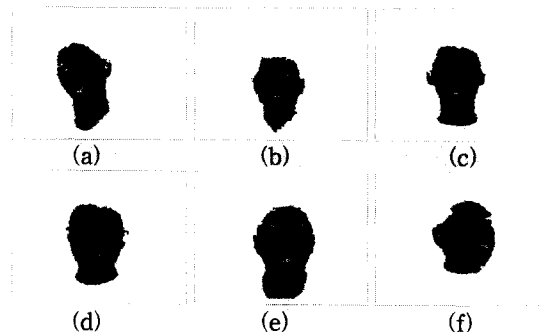
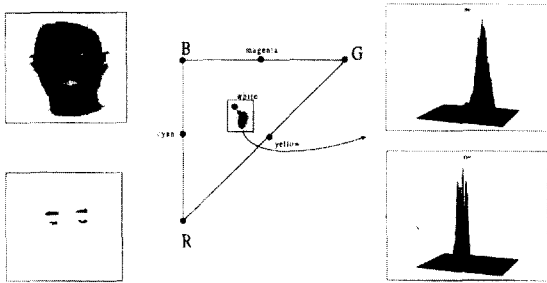


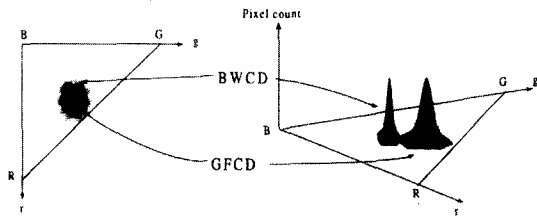
그림 2. 얼굴 색상 분포의 모델링을 위한 얼굴 영역  
Fig. 2. Facial regions for the modeling of skin-color distribution.

그림 2(a)~(f)는 서로 다른 시간과 환경에서 취득된 영상에서 얼굴색을 갖는 영역만을 추출한 영상이다. 그림 3의 (a)는 그림 2에 표시된 얼굴 영역과 눈, 눈

섭에 해당하는 영역에 대한 색상분포 히스토그램을 정규화된 색상 공간에 나타낸 그림이다. 이러한 영역에 해당하는 화소들의 색상 분포 특성은 정규화된 색상의 평균값  $m = (\bar{r}, \bar{g})$  및 각 성분 방향으로의 분산값으로 나타낼수 있으며 실제 측정된 값들을 요약하면 표 1과 같은 결과를 얻을 수 있다.



(a)



(b)

그림 3. 얼굴 색상 분포의 모델링

- (a) 정규화된 색상공간에서의 얼굴 색상 분포
- (b) GFCD와 BWCD의 모델링

Fig. 3. Modeling of the facial color distribution.  
(a) Measured results of the facial color distributions (b) Modeling of GFCD and BWCD

표 1. 그림 2의 얼굴 영역에 대한 색상 분포 측정치

Table 1. Measured Facial Color distribution of Fig. 2.

	$\bar{r}$	$\bar{g}$	$\sigma_r$	$\sigma_g$
(a)	101.43	92.85	20.43	14.2
(b)	99.6	96.64	23.23	17.2
(c)	100.79	93.31	18.45	11.36
(d)	98.53	94.07	22.72	14.53
(e)	100.2	92.9	17.37	11.77
(f)	100.1	93.95	20.41	14.2

정규화 색상모델을 사용하는 경우 얼굴 영역의 색상 분포인 히스토그램은 2차원 Gaussian 분포와 같은

모양을 나타내며 개인적인 편차가 심하게 나타나지 않는다. 다만 같은 사람이라 할지라도 조명이나 하드웨어의 변화에 따라  $r$ 과  $g$ 의 평균값이 약간씩 다른 값을 갖게 된다. 예를 들어 형광등의 실내조명보다 햇빛의 실외조명은 좀더 높은 파란색 값을 가지고 있어 히스토그램의 분포가 파란색 쪽으로 약간 이동함을 알 수 있다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 조명이나 카메라의 변화를 포함하는 넓은 범위의 분산값을 가지는 2차원 Gaussian 분포로 얼굴 영역의 색상 분포를 정의하며 이를 일반적 얼굴색 분포 GFCD (Generalized Face Color Distribution)라 정의한다. 2차원 Gaussian 분포는  $G(m, \Sigma^2)$ 로 나타낼 수 있다. 여기서  $m = (\bar{r}, \bar{g})$  은 2차원 Gaussian 함수의 중앙을 나타내며  $\bar{r}$ 와  $\bar{g}$ 는 다음 식으로 주어진다.

$$\bar{r} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i, \quad \bar{g} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_i \quad (2)$$

여기서  $r_i$  및  $g_i$  는 각각 얼굴영역내에 존재하는 화소들의 정규화 색상성분 값들을 나타낸다. 또한  $\Sigma^2$  은 각 정규화 색상 성분의 분산을 나타내는 covariance matrix 를 의미하며 다음의 식으로 주어진다.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_r & 0 \\ 0 & \sigma_g \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서  $\sigma_r$  및  $\sigma_g$  는 정규화 색상 성분의 표준편차를 나타낸다. 본 논문에서는 여러 가지 실험결과  $m = (105, 95)$ ,  $\sigma_r^2 = 40$ ,  $\sigma_g^2 = 30$  을 사용하여 GFCD를 정의하였다. 이와 같은 얼굴색상 분포의 초기 설정값은 여러 가지 환경의 변화를 극복하면서 동시에 개인적인 얼굴 색상의 변화에 잘 적응하기 위한 것이다.

얼굴 영역내의 눈과 입과 같은 얼굴 요소들은 얼굴 색과는 다른 색상 분포를 나타낸다. 동양인의 눈은 일반적으로 검은 색과 흰색으로 구성되며, 정규화 과정을 거친 색상 영역에서 검은 색과 흰색은 같은  $r$ 과  $g$ 의 값을 갖는다. 즉, 검은 색은 R, G, B가 모두 0에 가까운 값에 해당하고 흰색은 R, G, B가 모두 255에 가까운 영역에 분포하므로 정규화 과정을 거친  $r$ 과  $g$ 는 모두 1/3에 해당하는 값에 분포하는 것이다. 이와 같이 얼굴영역 내부의 얼굴요소중 흰색과 검은 색을 갖는 영역의 색상 분포는 살색과 마찬가지로 2차원

Gaussian 함수로 모델링이 가능하며 이를 BWCD(Black & White Color Distribution)이라 정의한다. 본 논문에서는 여러 가지 실험결과  $m=(85, 85)$ ,  $\sigma_r^2=6$ ,  $\sigma_g^2=6$  을 사용하여 BWCD 를 정의하였다. 그림 3) 의 b)는 정의된 GFCD 및 BWCD를 정규화된 색상공간에서 나타낸 그림이다. 이와 같이 정규화 과정을 거친 얼굴영역의 색상 분포는 개인에 따라 약간씩의 변화는 생기지만 2차원 Gaussian분포로 나타냈을 때 큰 변화를 나타내지 않아 개인 및 환경에 따른 변화를 극복할 수 있다.

3. 색상분포를 이용한 색상변환(Color Transform)  
 앞에서 정의된 일반적 얼굴색 분포를 사용하여 입력 컬러 영상 1를 얼굴색 화소가 강조된 명암 영상 2로 변환 할 수 있다. 이 변환은 각 화소의 색상정보를 정규화 색상으로 변환한 후 GFCD 및 BWCD 를 사용하여 얼굴영역 및 얼굴요소들의 위치를 강조하는 영상으로 변환한다. 색상변환은 입력되어진 화소의 정규화 색상공간 위치에서의 원하는 색상의 Gaussian 분포의 중앙에 가까운 정도를 출력 값으로 결정하는 것으로 다음과 같이 정의 될 수 있다.

$$f: R^2 \rightarrow R^1$$

$$Z(x, y) = G(g(x, y), r(x, y)) \quad (x, y) \in I \quad (4)$$

여기서의  $(x, y)$ 는 입력 컬러 영상의 좌표이며  $g(x, y)$  및  $r(x, y)$  는 해당 좌표에 있는 화소의 정규화 색상성분을 나타낸다. GFCD를 이용한 색상변환 영상은 각 화소의 색상정보를 살색에 가까운 정도를 나타내는 확률 값에 비례한 값을 해당 화소의 밝기 값으로 출력한다. 즉, 임의의 컬러 영상을 GFCD로 색상변환 하면 살색에 대한 가능성 정도가 0 에서 255로 표현되는 명암 영상으로 표현된다. 그림 4(a)~(c)는 얼굴영상들을 GFCD 색상 변환한 결과들로써 살색 영역이 강조된 명암영상 결과를 잘 나타낸다. GFCD 색상변환을 하여 얻은 영역 내에서 앞절에서 정의된 BWCD를 이용한 색상변환을 적용하면 눈이나 눈썹과 같은 얼굴 요소 영역의 검출이 가능하다. 이 경우 살색영역내의 검은 머리 영역, 눈과 눈썹, 그 밖에 검은 색과 흰색에 해당하는 부분이 높은 밝기 값을 가지는 영상을 얻을 수 있다. 그림 4의 (d)~(f)는 얼굴영상에서 BWCD 색상변환 하여 얻은 결과들을 나타낸다.

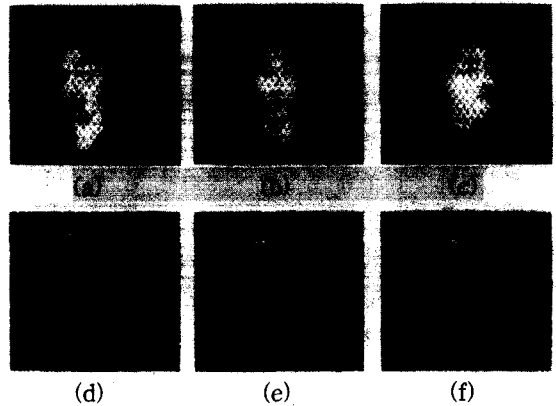


그림 4. GFCD 색상 변환(a, b, c)과 BWCD 색상 변환 (d, e, f) 결과  
 Fig. 4. GFCD color transformed (a, b, c) and BWCD color transformed (d, e, f) Images.

### III. 색상 움직임을 이용한 얼굴 영역 검출

색상분포를 이용한 색상 변환(Color Transform)을 사용하는 경우 배경에 검출하고자 하는 물체와 비슷한 색상을 포함하는 경우 구별이 어려워지는 단점이 있다. 이 장에서는 사람얼굴의 움직임 특성을 반영하여 이러한 단점을 제거하는 알고리즘을 설명한다. 사람의 얼굴은 항상 미세한 움직임을 포함하고 있으므로 색상 변환된 영상에 움직임 정보를 효율적으로 적용하는 방법을 제안하며 이를 색상 움직임 정보라 정의한다.

#### 1. UPC (Unmatched Pixel Count)를 이용한 움직임 검출

연속적인 두 영상에서 물체의 움직임으로 인한 변화 정도를 측정하는 방법에는 영역기반 방법과 특징점 기반 방법으로 대별된다. 특징점 기반 방법은 비교적 빠른 처리를 보장하나 밀한 움직임 정보를 얻기 위하여 보간 기법을 이용한 후처리 과정이 필요하게 되어 일반적으로 영역기반 움직임 검출 방법이 선호되고 있다. 영역기반 움직임 검출 기법에서는 일정한 크기의 창을 이용하여 중앙에 위치한 화소의 변화 정도를 측정하는데 이웃에 위치한 화소의 밝기 값 차를 누적하여 이용하는 차-누적 측정 (Accumulated Difference Measure) 방법이 있다. 현재 영상의  $(x, y)$  위치에서의 화소 값을  $I(x, y, t)$  라하고 이전 화면의 같은 위치의 화소 값을  $I(x, y, t-1)$  이라 한다면 차-누적 측정  $ADM(x, y, t)$  는 다음과 같은 식으로 표시된다<sup>[14]</sup>.

$$ADM(x, y, t) = \left| \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} I(i, j, t) - I(i, j, t-1) \right| \quad (5)$$

여기서  $(2N+1)(2N+1)$  은 한 화소의 유사도를 측정하기 위해 고려해야 하는 주변 영역을 나타내는 창크기의 크기이다. 차-누적 측정을 이용하여 한 화소의 움직임 여부를 결정하는 경우 주변 화소들의 차이를 전부 누적하여 최종적으로 움직임 여부를 결정하게 된다. 주위 화소의 변화량도 함께 고려함으로써 변화량을 좀더 안정적으로 구할 수 있으며, 카메라의 잡음 등에 대해서도 덜 민감한 특성을 가진다. 하지만 화소의 밝기 값 차이를 누적하여 사용하기 때문에 화소 각각의 차이를 평균하는 결과를 나타내게 되어 겹쳐진 영역이나 배경과 밝기 차가 적은 화소에 대해서는 작은 변화량을 가지게 되고 움직임 영역을 결정하기 위한 문턱값 결정에 대해 큰 영향을 받게 된다.

주위 화소 값들의 차이를 누적하여 이용하지 않고 일정한 크기의 창내에서 밝기 차가 어느 정도 이상 되는 화소의 개수를 이용하여 움직임을 검출할 수 있다<sup>12)</sup>. 이러한 비정합 화소 개수 (Unmatched Pixel Count)를 이용한 움직임 검출방식을 식으로 나타내면 다음과 같이 표현된다.

$$UPC(x, y, t) = \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} U(i, j, t) \quad (6)$$

여기서

$$U(x, y, t) = \begin{cases} 1, & \text{if } |I(i, j, t) - I(i, j, t-1)| > Th \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

이때  $Th$ 는 화소의 정합여부를 결정하는 문턱값이다. 비정합 화소 개수 (Unmatched Pixel Count)를 이용한 움직임 검출방식을 사용하는 경우 정합여부를 화소 단위로 반영하므로 화소개개의 특성을 잘 나타내게 되어, 물체와 물체가 겹치는 영역에서도 높은 변화량을 나타낸다. 이것은 차-누적을 이용하는 경우 창안의 화소중 밝기 값의 차가 큰 화소가 계산에 미치는 영향이 커지는 반면,  $UPC(x, y, t)$ 의 경우 창안에 있는 모든 화소가 일정하게 결과에 영향을 미치기 때문에 나타나는 현상이다.

비정합 화소 개수 UPC를 이용한 움직임 검출방식은 색상 변환한 영상의 움직임 정보 검출을 위해서도 적용 가능하다. 그림 5는 이 두 가지 방법의 성능을 비교하기 위한 실험 결과이다. 그림 5(a)는 상대적으로 낮은 0에서 30까지의 무작위 밝기 값을 가지는 배

경영역에 200에서 230까지의 높은 무작위 밝기 값을 가지는 직사각형의 물체를 나타내었다. 그림 5(b)는 직사각형의 물체 가로, 세로 방향으로 50 화소만큼 일정하게 이동한 결과를 나타낸다. 이 영상은 다음절에서 설명될 색상 변환한 두 영상에서 얼굴색과 다른 배경에서 얼굴이 이동했을 때의 상황을 나타낸다. 그림 5(c)는 차-누적 측정  $ADM(x, y, t)$  을 이용한 움직임 영역 검출 결과이다. 결과에서 보듯이 움직임으로 인해 배경과 물체가 대응되는 영역은 높은 움직임 영역으로 잘 표시되지만 실제로 같은 움직임이 있어도 움직인 물체가 서로 겹치는 영역은 낮은 변화량을 나타내게 된다. 그림 5(d)는 비정합 화소 개수  $UPC(x, y, t)$ 를 이용해 움직임 영역을 검출한 결과이다. 물체와 물체가 겹치는 영역에서도 높은 변화량을 나타낸다는 것을 알 수 있다. 이와 같이 비정합 화소 개수를 이용하는 경우 움직이는 물체가 겹치는 부분도 정확히 감지를 하기 때문에 앞의 두 방법보다 움직임 영역을 구하는 데 더 유리한 방법이라 할 수 있다.

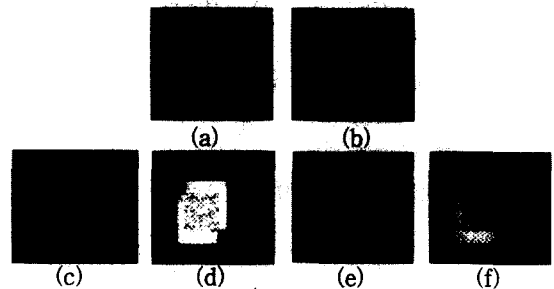


그림 5. 모의영상에 대한 움직임 측정 방법의 성능비교 (a) 모의 영상 1 (b) 모의 영상 2 (c) ADM 결과 (d) UPC 결과 (e) WUPC 결과 (f)AWUPC 결과

Fig. 5. Performance comparison of motion algorithms for the synthesized image.

(a) Frame 1 (b) Frame 2 (c) Result of ADM (d) Result of UPC (e) Result of WUPC (f) Results of AWUPC

## 2. 색상 변환 영상의 움직임 정보

본 절에서는 색상 변환한 영상의 움직임 정보를 이용해 얼굴 영역을 효율적으로 찾는 방법을 설명한다. 기존의 움직임 영역 측정 방법은 화소의 밝기 값의 절대 차만을 고려함으로써 화소의 밝기 값에는 자체에는 어떠한 의미도 부여하지 않는다. 다만 움직임이 있다면 밝기 값의 상대적인 차가 클 것이라는 가정으로 움직임 정도를 계산한 것이다. 하지만 위에서 정의한 색

상 분포 함수를 이용해 색상 변환된 영상은 화소의 밝기 값이 원하는 물체의 확률값을 나타내기 때문에 기존의 움직임 추정 방법과 비교하여 부가적인 정보로 화소의 밝기 값을 반영할 수 있다. 즉, 색상 변환한 명암영상에서는 밝은 부분이 원하는 색상정보가 많이 포함된 영역을 나타내며 원하는 색상정보가 움직임이 있을 때에는 앞에서 구한 움직임 정보에 그 위치의 밝기 값으로 가중치를 줌으로써 새로운 움직임 정보를 정의할 수 있다. 이러한 새로운 움직임 정보를 변환색상 가중 움직임 정보라 정의한다. 앞 절에서 설명한 비정합 화소 개수 UPC를 이용한 움직임 검출방식을 색상 변환된 명암영상에 적용하여 변환색상 가중 움직임 측정치 WUPC를 식으로 나타내면 다음과 같이 표현된다.

$$WUPC(x, y, t) = Z(x, y, t) \otimes \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} U(i, j, t) \quad (7)$$

여기서

$$U(i, j, t) = \begin{cases} 1, & \text{if } |Z(i, j, t) - Z(i, j, t-1)| > Th \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

또한  $\otimes$  연산은 퍼지-AND 연산을 나타낸다. 변환색상 가중 움직임 측정치 WUPC(x,y,t) 는 식 (4)로 표현되는 색상분포 모델을 이용하여 두 화면에 대한 색상변환 결과인  $Z(x, y, t)$  와  $Z(x, y, t-1)$ 를 식 (6)에서 설명된 움직임 검출에 적용한 후 다시  $Z(x, y, t)$  와 퍼지-AND 한 결과이다. 이러한 결과는 색상분포 모델로 표시되는 원하는 색상의 움직임만 강조하고 그렇지 못한 색상의 움직임 정보는 그 의미를 감소시키는 기능을 제공한다. 퍼지-AND 연산에는 대수적 곱셈 (algebraic product) 연산을 사용하였다. 그림 5(e)는 변환색상 가중 움직임 측정치 WUPC(x,y,t)를 이용해 움직임 영역을 검출한 결과이다. 원하는 색상을 갖는 물체 영역에서 높은 변화량을 나타낸다는 것을 알 수 있다. 변환색상 가중 움직임 검출방식은 움직이는 얼굴영역 뿐만 아니라 움직이는 얼굴 요소 추출을 위해서도 사용 가능하다.

### 3. 색상 변환 적응형 움직임 정보

이 절에서는 색상 변환된 영상의 움직임 정보를 이용해 얼굴 영역을 효율적으로 찾는 방법으로 변환색상 가중 움직임 측정치 WUPC를 구할 때 사용되는 문턱값을 색상 변환된 화소의 값에 따라 적응적으로 사용하는 AWUPC ( Adaptive Weighted UPC) 방법을 제시한다.

식 (7)에서 나타낸바와 같이 WUPC 방식에서 각 화소의 정합 여부를 나타내는  $U(x, y, t)$  를 결정하기 위한 문턱값 Th를 해당 화소의 변환된 밝기 값  $Z(x, y, z)$  를 이용하여 결정한다. 즉, 관심이 있는 물체의 화소에 대해서는 작은 움직임에도 민감하게 반응할 수 있도록 문턱값을 낮출 필요가 있고 배경이나 관심대상이 아닌 화소에 대해서는 큰 움직임에도 반응하지 않도록 해야한다. 이러한 문턱값을 정해주는 함수로는 주로 신경망의 반응함수로 사용되는 Sigmoid함수의 특성을 이용하여 다음과 같이 정의한다.

$$Th(Z) = \frac{255}{1 + e^{\frac{Z(x,y,t) - 255/2}{Q}}} \quad (8)$$

여기서의 Q값은 신경망 분야에서 Neuron의 온도라고 지칭하는 값으로 크기에 따라 함수의 기울기가 정해진다. Q의 값이 낮아질수록 전체함수는 급한 경사를 갖게 되어 계단함수에 가까워지는 특성을 가진다. 이 함수는 비선형적 특성을 가지고 있어 최대, 최소 입력값 근처의 값에 대해 부드럽게 반응하기 때문에 본 응용에 필요한 밝기 정도에 따른 문턱값을 정하는 함수로 적합하다. 이 Sigmoid 함수를 본 응용에 맞는 함수로 나타내기 위해 입력 값이 큰 경우는 결과 값은 낮은 값이 나올 수 있도록 하고 입력 값이 작은 경우에는 결과 값이 큰 값이 나오도록 한다. 즉 밝기 값이 높은 화소의 움직임을 계산할 때는 낮은 문턱값을 가지게 하고 밝기 값이 낮은 화소에 대해서는 높은 문턱값을 가지게 한다. 그리고 결과 값이 영상의 밝기 값에 맞도록 [0,1,...,255]의 값들로 나타내 줄 수 있는 함수로 변환한다. 그림 5의 f)는 적응식 변환색상 가중 움직임 측정치 AWUPC(x,y,t)를 이용해 움직임 영역을 검출한 결과이다. WUPC 방식을 사용한 그림 5(e)에 비해 살색으로 강조된 부분의 움직임 물체의 모양을 잘 나타냄을 알 수 있다.

AWUPC 변환은 t 번째 영상의 화소의 밝기 값이 클수록 움직임의 문턱값이 낮아지기 때문에 색상변환으로 명암이 강조된 살색영역은 작은 움직임에도 민감하게 높은 움직임 값을 나타내게 된다. 반면에 화소의 밝기 값이 낮은 영역에 대해서는 움직임의 문턱값이 높아져 비교적 큰 움직임이 있다하더라도 낮은 움직임 값을 나타내게된다. 예를 들어 살색이 아닌 옷의 움직임 영역을 고려해보면 얼굴과 같은 신체의 움직임과 비슷한 변화량이라고 할 수 있겠지만 본 과정을 거치게 되면 작은 움직임 영역으로 나타나게 되는 것이다.

앞에서 열거한 움직임 정보들을 실제 영상에 대해 적용한 결과를 그림 6의 (a)~(f)에 보인다. 그림 6의 (a)와 (h)는 연속 영상을 GFCD색상 변환한 영상이다. 그림 6(c)는 차-누적 측정, 그림 6(d)는 비정합 화소개수를 이용한 측정치, 그림 6(e)는 카메라 잡음을 고려하여 문턱값을 10으로 한 경우의 변환색상 가중 움직임 측정치이다. 그림 6(f)는 적응식 변환색상 가중 움직임 측정 결과이다. 실제 영상에 대해서도 모의 환경 실험 영상과 유사한 결과를 나타내며, 움직임이 있는 얼굴 색상 영역을 구하는데 효과적임을 알 수 있다.

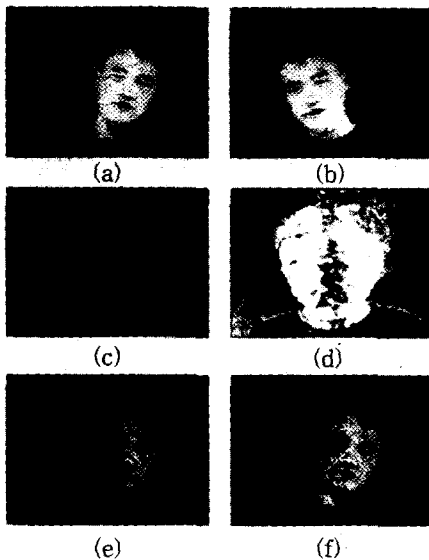


그림 6. 실제 얼굴 영상에 대한 움직임 측정 방법의 성능비교 (a) GFCD 얼굴 영상 1 (b) GFCD 얼굴 영상 2 (c) ADM 결과 (d) UPC 결과 (e) WUPC 결과 (f) AWUPC 결과

Fig. 6. Performance comparison of motion algorithms for the real image.

- (a) GFCD Frame 1 (b) GFCD Frame 2  
(c) Result of ADM (d) Result of UPC (e) Result of WUPC (f) Results of AWUPC

#### IV. 얼굴 요소 추출 알고리즘

3장에서 설명한 색상 움직임을 이용한 얼굴 영역 검출후 눈과 입의 얼굴 요소에 대한 영역 및 특징점들은 다음의 방법으로 구하여 진다.

##### 1. 눈 영역 추출과정

앞장에서 설명한 색상 움직임 정보와 BWCD색상

변환을 사용하여 눈 영역을 추출한다. 위에서 추출한 살색 움직임 영역에 대해 형태소 연산자를 이용한 Top-Hat 변환을 하면 명암에서의 Valley에 해당하는 부분을 추출할 수 있다<sup>[11]</sup>. Top-Hat 변환은 다음과 같다.

$$h = f - (f \cdot b) \quad (9)$$

여기서  $h$ 는 결과영상을 의미하고  $f$ 는 입력영상,  $b$ 는 Structuring element function을 의미한다. 눈 영역은 살색 컬러 분포에서 낮은 확률값을 가지며 급격한 밝기 값의 변화를 보이는 Valley에 해당한다. 그리고, 살색 영역내에서 눈 영역뿐만 아니라 눈썹이나 입, 흘러내린 머리칼, 그리고 움직임 영역에서 얼굴이 겹쳐져 나온 영역도 Valley에 해당된다. 눈과 눈썹이외의 영역을 제외한 다른 부분들을 억제하기 위해 Valley를 추출한 영상과 BWCD 색상 변환 영상을 퍼지-AND를 한다. 이 결과 검은 색이나 흰색이면서 살색 영역 중 Valley에 해당하는 부분만 높은 값을 가지게 된다. 그림 8(a)는 이러한 과정을 거쳐 눈과 눈썹 영역만이 추출되는 것을 보인다. 하지만 검은 턱수염이나 흘러내린 머리칼이 있는 경우는 잘못된 결과를 나타낼 수 있으므로 올바른 눈과 눈썹의 영역을 결정하기 위해 눈과 눈썹의 지정학적 특성을 이용한다.

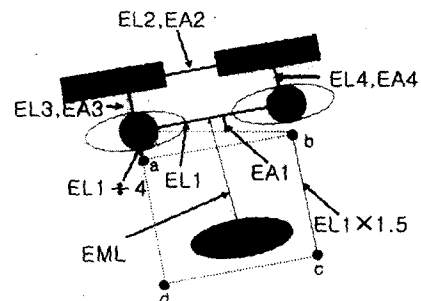


그림 7. 눈과 입 영역 결정을 위한 얼굴의 지정학적 모델

Fig. 7. Geometrical face model for the eye and mouth region.

즉, 그림 7에 나타낸 바와 같이, 머리가 어느 방향으로 회전하더라도 눈과 눈썹의 중심점들을 서로 연결하면 직사각형에 가까운 형태를 가지게 된다. 이러한 관계를 이용하여 눈과 눈썹에 해당하는 영역만 검출하고 기타 영역들은 제거한다. 그림 8(a)의 결과영상을 일정 문턱값을 적용하여 이진 영상을 만든 다음 연결된



각 영역들을 labeling하여 각각의 영역들로 정의한다. 그리고 각 영역들을 4개의 쌍으로 하여 직사각형에 얼마나 가까운지를 판단하여 눈과 눈썹의 영역을 결정한다. 그림 7은 4개의 쌍에 대해 각 선분의 길이 EL1~EL4 와 수평에 대해 각 선분이 이루는 각도 EA1~EA4 를 나타내며, 이와 같은 4개의 쌍이 얼마나 직사각형에 가까운지를 판단값 D 는 다음과 같다.

$$D = RL(EL1, EL2) \times RL(EL3, EL4) \times RA(EA1, EL3) \times RA(EA2, EA4) \quad (10)$$

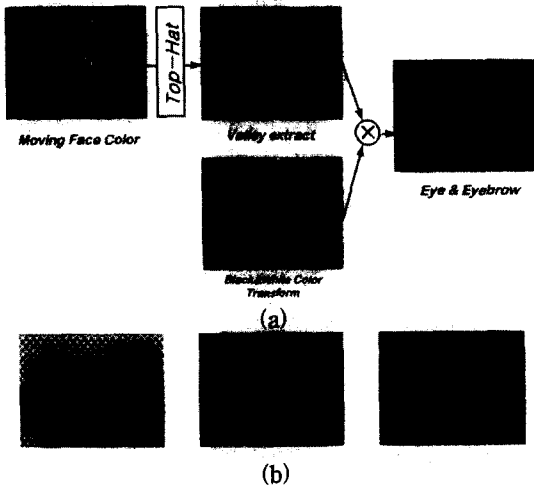


그림 8. 눈 영역 검출 과정  
(a) 눈 후보영역 검출과정 (b) 지정학적 관계를 이용한 눈 영역의 결정

Fig. 8. Eye candidate region detection process.  
(a) Detection of eye candidate region  
(b) Decision of eye region using geometrical relationships

여기서  $RL(EL1, EL2)$  는 눈 거리와 눈썹의 거리의 비를 나타내고,  $RL(EL3, EL4)$  는 눈과 눈썹사이의 거리의 비로써, 1 보다 큰 양의 값으로 나타낸다. 또한  $RA(EA1, EA3)$  는 왼쪽 눈과 눈썹이 이루는 각의 직각정도를 나타내고  $RA(EA2, EA4)$  는 오른쪽 눈과 눈썹이 이루는 각의 직각 정도를 나타낸다. 직각의 정도는 다음과 같이 정의된다.

$$RA(EA1, EA3) = \begin{cases} \frac{EA1 - EA3}{90^\circ} & \text{if } \|EA1 - EA3\| - 90^\circ > 0 \\ \frac{90^\circ}{EA1 - EA3} & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

직사각형에 가까울수록 결과값은 1보다 크고 1에 가까운 값을 가지게 된다. 이와 같은 판단식을 거치게

되면 각각의 쌍 중 직사각형에 가장 가까운 4개의 영역이 결정된다. 이 4개의 영역 중 왼쪽과 오른쪽에 위치하는 두쌍의 영역 중 아래에 위치하는 두 개의 영역을 왼쪽 눈과 오른쪽 눈으로 결정한다. 그림 8(b)는 턱수염과 콧사이의 머리카락으로 인해 추출된 부분과 눈, 눈썹 영역이 나타났을 경우 위의 관계식을 이용해 눈과 눈썹의 영역을 결정한 영상이다.

## 2. 입 영역 추출과정

눈의 영역이 결정이 되면 얼굴 영역의 일반적인 사전지식으로 대강의 입의 영역을 예측할 수 있다. 한국인의 얼굴은 그림 7에 나타낸바와 같이 양눈 사이의 거리 EL1 과 양눈의 중심에서 입까지의 거리 EML 이 거의 1대1의 비를 가진다.<sup>[9]</sup> 이와 같은 특성을 이용하여 EL1을 EL1의 1/4에 해당하는 거리만큼 평행 이동하여 한 번으로 하는 사각형 영역을 입 후보 영역으로 정의한다. 사각형의 다른 변의 길이는 얼굴이 정면이 아닐 경우 실제보다 작게 측정될 것이므로 EL1의 1.5배에 해당하는 거리를 결정하였다.

결정된 입 후보영역에 대해 위에서 추출한 살색영역의 히스토그램을 이용하여 입의 영역을 결정한다. 입의 컬러분포는 눈이나 눈썹의 경우와는 달리 얼굴색과 흡사한 분포를 가지고 개인간의 편차가 심하기 때문에 얼굴 영역에서 얼굴색과 구분되는 입의 컬러 분포를 직접 구하기는 상당히 어렵지만 얼굴색의 분포와는 차이가 있기 때문에 GFCD로 색상변환된 영상에서 입에 해당하는 영역은 살색 영역에 비해 낮은 밝기 값을 가지게 된다. 색상변환된 영상에서 살색과 입술색 영역의 차이를 강조하기 위해 다음과 같은 연산을 수행한다.

$$L_R(x, y) = Z(x, y) \sum_{i=x-N}^{i=x+N} \sum_{j=y-N}^{j=y+N} Z(i, j) \quad (12)$$

이 연산은 주위 화소의 값들을 더한 후 해당 화소에 대한 값으로 가중치를 주기 때문에 주위에 높은 밝기 값을 갖는 화소는 상대적으로 더 높은 값을 갖게 되고 낮은 밝기 값을 갖는 화소는 상대적으로 더 낮은 밝기 값을 가지게 되어 입영역을 강조하게 된다. 그림 9는 이러한 변환을 입의 후보 영역에 적용한 결과와 각각의 히스토그램을 나타낸다. 그림 9의 a) 영상에서 살색 영역과 입의 영역에 대한 밝기 차가 크지 않기 때문에 영역을 구분하기 위한 문턱값을 정하기가 어려우나 그림 9의 b) 영상을 보면 살색 영역과 입의

영역이 좌측 영상에 비해 밝기 차가 크게 나타남을 확인할 수 있다. 또한 급격하게 변하는 지역 최소치를 없애기 위해 Gaussian 필터를 이용하여 히스토그램 분포를 고르게 하였다<sup>[14]</sup>. 히스토그램 분포를 이용한 입의 영역과 살색 영역을 분리하기 위한 문턱값 결정을 위해 Mode method<sup>[13]</sup>를 사용한다. 이 방법은 거의 균일한 밝기 값을 가진 배경에 역시 균일한 밝기 값을 가지는 하나의 물체를 분리해내는 방법으로 입 후보영역 상에서 살색과 입의 영역은 이와 같은 특성을 나타내기 때문에 본 응용에 적합한 방법이다.

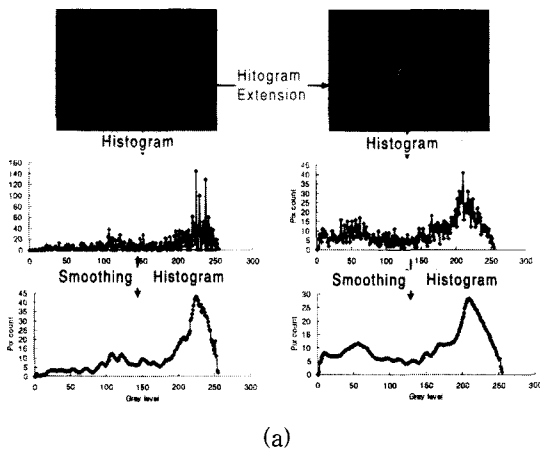


그림 9. 입 영역 결정을 위한 후보 영역의 처리  
 (a) 원 후보 영역의 영상과 히스토그램 (b) 입 후보 영역 강조 후의 영상과 히스토그램  
 Fig. 9. Process for the mouth region decusuin.  
 (a) Original mouth region and histogram  
 (b) Enhanced mouth region and histogram

Mode method를 이용하여 선택된 최저값을 이용하여 입의 후보영역을 이진화 하고, 연결된 화소의 개수를 이용하여 입의 영역을 구분하는 기준으로 삼는다. 입 이외의 다른 영역은 상식적으로 입의 크기보다는 클 수 없기 때문에 위의 방법은 타당하다고 할 수 있다.

### V. 실험 결과 및 향후 연구 방향

#### 1. 실험 방법 및 환경

전체적인 알고리즘의 흐름도는 그림 10)에 나타 내었다. 움직임을 있는 두 화면을 차례로 입력하여 각각의 화면을 정의된 GFCD를 이용하여 색상변환 한후, 색상 움직임 영역을 검출하기 위해 식 7) 과 식 8) 로

정의된 색상변환 적응형 움직임 기법을 적용하였다. 검출된 색상 움직임 영역에 형태소 연산자를 적용한 결과와 원영상에 BWCD를 이용한 색상변환 결과로부터 눈 후보 영역을 검출하고 지정학적 관계를 이용하여 눈위치를 결정한다. 입의 영역은 결정된 눈위치로부터 선택된 영역에서 히스토그램을 이용한 이진화 영상을 구하여 가장 큰 영역을 입영역으로 선택 하였다. 이상의 방법으로 추출된 얼굴 요소 영역들에 대해 정확한 방향을 나타내는 특징점들을 추출한다. 추출된 눈과 입 영역의 좌표에 대한 Covariance matrix  $\Sigma$ 의 Eigen vector  $\phi$ 와 Eigen value  $\lambda$ 를 계산하여 각 영역에서 장축과 단축이 만나는 4개의 화소를 특징점으로 결정한다. 눈과 입은 방향성이 뚜렷한 타원형이기 때문에 이와 같은 계산이 가능하다. 이 특징점들은 2차원 동영상에서 3차원 움직임을 추적하는 알고리즘 중 특징점을 기반으로 하는 방법<sup>[10]</sup>이나, 모델기반 부호화 등에 사용되는 모델 정합을 위한 특징점 추출<sup>[16]</sup> 등에 사용될 수 있다.

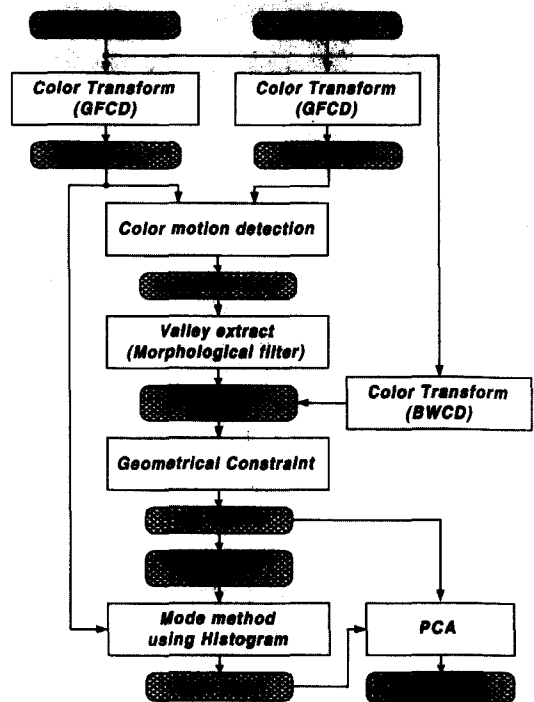


그림 10. 제안된 알고리즘의 흐름도  
 Fig. 10. Flowchart of the proposed algorithm.

제안한 방법의 성능을 검증하기 위한 실험으로 Solaris 2.5 운영 체제하의 Sun Ultra Spark에서 C

언어를 이용하여 실험 구현하였다. 컬러 비디오 시퀀스 영상은 Sony digital camera로 취득한 512×480 해상도의 영상을 320×240해상도의 영상으로 샘플링하여 사용하였다. 복잡한 배경과 여러 인물에 대한 실험을 위해 총 10명의 인물에 대해 두 장을 쌍으로 하는 50장의 영상을 취득하였다. 배경이나 옷이 살색과 가까운 색상을 가지는 경우, 개인적인 얼굴색의 변화, 표정의 변화 등을 포함하였다. 여러 날에 걸쳐 영상을 취득함으로써 시간의 변화로 인한 영상의 변화도 포함하도록 하였다. 그리고 실시간 처리에서 필요한 조건이라 할 수 있는 작은 움직임을 갖는 영상에 대한 실험을 위해 동일한 인물에 대한 총 130장의 연속 영상을 취득하였다.

2. 실험 및 결과

320×240 크기의 영상을 전 과정에 걸쳐 원 영상 크기 그대로 이용하였다. 색상 움직임을 이용한 얼굴 영역 검출에 사용되는 창 크기는 5×5이며 변형 Sigmoid함수의 Q값은 20을 이용하였다. Top-Hat 변환에 사용되는 Structuring element의 크기는 9이다. 입 영역추출을 위한 히스토그램 평활화에 사용되는 Gaussian 필터는 커널의 크기가 15, 분산이 2인 필터를 사용하였다. 여러 인물과 여러 가지 배경을 위한 총 50개의 영상 중 47개의 영상에서 성공하여 94%의 성공률을 나타내었다. 그리고 처리시간은 약 2초 정도가 소요되어 실시간 구현에 효과적임을 알 수 있었다. 전체 실험 영상 중 구분되는 특징을 가지는 결과 영상에 대해 설명한다. 그림 11(a)는 얼굴 영역이 차지하는 비중이 작은 영상에서의 결과이다. 두 번째 프레임에서 눈의 영역이 너무 작아 눈의 끝점을 부정확하게 추출되었다. 그림 11(b)는 표정의 변화와 살색에 가까운 옷을 입고 있는 경우이다. 표정의 변화로 눈의 영역이 작아졌으나 정확한 눈의 특징점을 추출했으며 움직이는 살색 옷 영역 안에서 BWCD에 해당하는 영역이 추출되더라도 눈과 눈썹의 지정학적 관계로 올바른 결과를 얻었다. 그림 11(c)는 정면 상에서 기울어진 얼굴에 대한 실험이다. 이런 경우도 눈, 입 영역의 기울기를 정확하게 계산하기 때문에 정확한 특징점들을 추출하였다. 그림 11(d)은 얼굴 영역이 큰 경우이다. 색상 정보의 특성상 영역의 크기에 상관없이 때문에 역시 올바른 결과를 얻을 수 있었다. 그림 11(e)은 머리의 상하좌우 회전과 입을 벌린 경우에 대한 실험

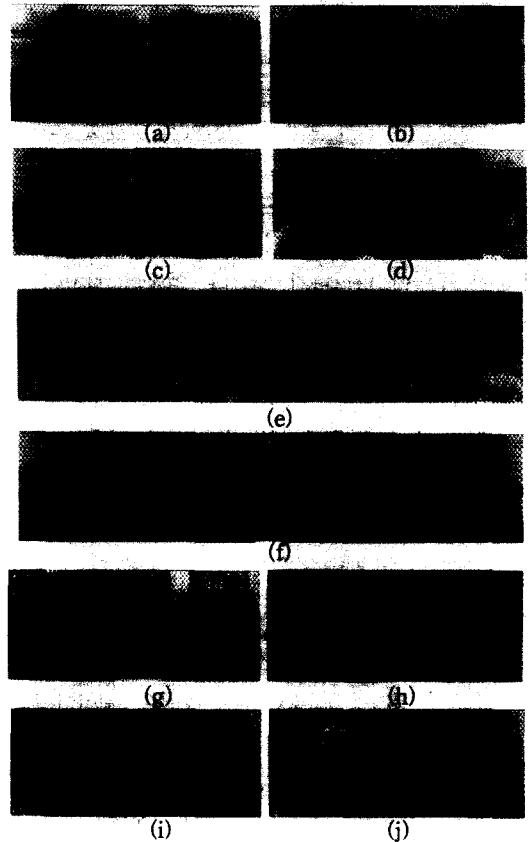


그림 11. 얼굴요소 특징점 검출 결과

- (a) 작은 얼굴 (b) 표정의 변화와 살색 옷
- (c) 정면상에서 기울어진 얼굴 (d) 큰 얼굴
- (e) 상하좌우의 머리의 움직임과 입을 벌린 경우 (f) 작은 움직임 (g) 화장한 여성 (h) 안경 착용 (i) 반사된 얼굴 (j) 어두워진 얼굴

Fig. 11. Results of the detected facial feature points.

- (a) Small face region (b) Emotional change and skin color clothes (c) Inclined head in frontal view (d) Large face region (e) 3D head orientation and open mouth (f) Small motion (g) woman with make up (h) In glasses (i) reflected face (j) shadowed face

험으로 모든 경우에 올바른 결과를 얻었다. 그림 11(f)은 작은 움직임을 경우이며, 미소한 움직임에도 정확한 결과를 얻음을 확인할 수 있다. 그림 11(g),(h)는 실패한 경우의 영상을 보인다. 그림 11(g)는 눈썹이 열린 여성의 경우이다. 남성에 비해 상대적으로 눈썹이 열고 화장을 하여 BWCD로 표현된 영상에서 눈썹의 영역이 제대로 나타나지 않은 결과를 보인다. 그림

11(h)는 안경을 쓴 경우이며, 검은 색 안경을 쓰고 있기 때문에 눈 영역과 연결이 되어 정확한 특징점이 추출되지 않았다. 그림 11(i)은 조명의 방향에 대해 얼굴이 반사되어 얼굴색의 분포가 변화하여 실패를 초래하였다. 좌측의 영상에서 왼쪽 이마에 해당하는 부분이 반사되는 흰색으로 나타난다. 그림 11(j)도 역시 머리의 회전으로 얼굴 부분이 어두워지기 때문에 눈과 눈썹부분이 뚜렷이 나타나지 않는다. 얼굴의 회전이 큰 경우 눈이나 눈썹이 영상 내에서 너무 작은 영역으로 나타나 경계가 모호해지는 경우 추출이 곤란한 경우가 발생하였다.

움직임이 작은 경우에 대해서도 위와 같은 특수한 경우를 제외하고는 높은 성공률을 보여 작은 움직임을 나타내는 연속 영상에서도 적합한 방법을 알 수 있었다.

### 3. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 복잡한 배경을 지닌 연속 컬러 영상에서 얼굴의 특징점을 추출하는 방법을 제안하였다. 조명의 영향을 줄이기 위해 정규화 색상 모델을 사용하였으며 개인의 얼굴 색상 변화를 흡수할 수 있는 일반적 얼굴색 분포를 정의하였다. 또한, 동영상에서 배경을 제거하고 얼굴 이외의 신체에 대한 움직임을 배제하기 위해 얼굴색 분포를 이용한 색상변환 영상의 움직임 정보 개념을 도입하여 색상 움직임 개념을 제시하였다. 색상 움직임 정보는 요구되는 색상의 유사성 정도에 따라 움직임 정보에 가중치가 주어지며, 해당 화소의 움직임 민감도 역시 적응적으로 변화하는 움직임 측정 방법을 가능케 한다. 이 방법은 단순히 살색 영역이 아닌 입의 색상분포에도 사용할 수 있으므로 관심 대상이 되는 색상을 가진 물체의 움직임을 알아내는데 이용할 수 있는 유용한 방법이다. 그리고 눈 영역 추출을 위해 눈의 색상분포와 눈과 눈썹에 대한 지정학적 관계를 이용하였다. 입의 영역은 얼굴 요소 중 가장 색상의 변화가 심하기 때문에 눈의 위치에 기초한 입 후보 영역내의 히스토그램을 이용하였다. 색상이나 움직임 같은 연산이 간단한 방법만을 사용하고 명암 영상과 같이 얼굴의 크기 변화 등에 대비하여 여러 가지 연산을 수행하지 않으므로 고속 구현이 용이하며, 실시간 구현을 위한 지속적인 연구가 필요하다. 그리고 다양한 얼굴 표정 및 손을 이용한 제스처 인식에 대해서도 제안된 알고리즘을 적용하는 연구

가 계속될 것이다.

### 참 고 문 헌

- [1] Rama Chellappa, C. L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey," *Proc. IEEE*, Vol. 83, No. 5, pp. 705-740, May, 1995.
- [2] Matthew Turk and Alex Pentland. "Eigenfaces for recognition". *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 12, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [3] A. L. Yuille., "Deformable Templates for Face Recognition:", *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, 1991.
- [4] D. Reisfeld and H. Wolfson and Y. Yeshurun, "Detection of Interest Points Using Symmetry", *Proceedings of the 3rd ICCV*, pp. 62-65, Dec., 1990.
- [5] G. Yang, T. Huang, "Human Face Detection in a Complex Background," *Patt. Recog.*, Vol. 27, No. 1, pp. 53-63. 1994.
- [6] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition: Features Versus Templates", *IEEE PAMI*, 15, 1042-1052, 1993.
- [7] K. Sung and T. Poggio., "Example-based learning for view-based human face detection", TR 1521, M.I.T. AI Laboratory, Vol. 3, Number 1 1991.
- [8] H. Martin Hunke, "Locating and Tracking of Human Faces with Neural Networks", CMU-CS-94-155, August 1994.
- [9] 유태웅, 오일석, "색채 분포 정보에 기반한 얼굴 영역 추출", 정보과학회 논문지(B) 제 24권 제 2호, pp. 180-192, 1997년 2월
- [10] 정병오, 이준호, 김형곤, 고한석, "동영상으로부터 3차원 물체의 모양과 움직임 복원", 제9회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표논문집, 제주, pp. 258-263, 1997년 1월
- [11] Gloria Chow, Xiaobo Li, "Towards a System for Automatic Facial Feature Detection", *Pattern Recognition*, Vol. 26, No. 12, pp 1739-1755, 1993.
- [12] H. Gharavi, Mike Mills, "Blockmatching Motion Estimation Algorithm - New Results", *IEEE Transactions on Circuits*

- and Systems, Vol. 37, No. 5, May 1990.
- [13] P. K. Sahoo, S. Soltani, A. K. C. Wong, "A Suvey of Thresholing Techniques", *Computer Vision, Graphic, And Images Processing* 41, pp. 233-260, 1988.
- [14] Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schunck, "Machine Vision", pp 134-136, McGraw-Hill Internation Ed.
- [15] Baback Moghaddam, Alex Pentland, "Maximum Likelihood Detection of Faces and Hands", *International Workshop on AFGR*, pp. 122-128, Zurich, 1995.
- [16] C.S.Choi, K. Aizawa, "Analysis and Synthesis for Facial Image Sequences in Model-Based Image Coding", *IEEE Transaction on CSVT*. Vol. 4, No. 3, June 1994.
- [17] L. Wiskott, J.M. Fellous, Christoph von der Malsburg, "Face Recognition and Gender Determination", *International Workshop on AFGR*, pp. 92-97, Zurich, 1995.
- [18] Y. Ohta, T. Kanade, and T. Sakai, "Color Information for Region Segmentation", *Computer Vision Graphics and Image Processing*, Vol. 13, No.1, pp 222-241, May 1980.

---

 저 자 소 개
 

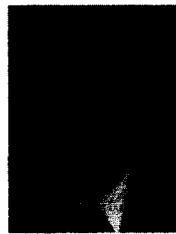
---

## 金 南 浩(正會員)

1996년 2월 고려대학교 전자공학과 졸업(공학사).  
 1998년 2월 고려대학교 전자공학과 대학원 졸업(석사). 1996년 3월 ~ 1998년 2월 KIST 영상미디어 연구센터 학생연구원. 현재 현대전자 멀티미디어 연구소 연구원. 주관심분야는 영상 신호처리, 얼굴 영상처리, 동영상 신호처리 등

## 高 聖 濟(正會員)

1980년 2월 고려대학교 전자공학과(공학사). 1986년 5월 State Univ. of New York at Buffalo 전기 및 컴퓨터공학과(공학석사). 1988년 8월 State Univ. of New York at Buffalo 전기 및 컴퓨터공학과(공학박사). 1981년 8월 ~ 1983년 12월 대한전선중앙연구소 연구원. 1988년 8월 ~ 1992년 5월 The Univ. of Michigan-Dearbon 전기 및 컴퓨터공학과 조교수. 1992년 3월 ~ 현재 고려대학교 전자공학과 부교수. 1997년 ~ 현재 IEEE Senior member. 1996년 11월 IEEE APCCAS best paper awad. 1997년 12월 대한전자공학회 해동 논문상 수상. 주관심분야는 신호 및 영상처리, 영상 압축 및 통신 멀티미디어 통신 등



## 金 炯 坤(正會員)

1952년 4월 5일생. 1974년 3월 한국항공대학 항공전자공학과 졸업(공학사). 1982년 8월 Univ. of Kent(England) U.K. 전자공학과 (M.Sc). 1985년 5월 Univ. of Kent(England) U.K. 전자공학과 (Ph.D.) 1993년 7월 ~ 1994년 6월 호주 Univ. of South Australia 초청 연구원. 1977년 12월 ~ 현재 한국과학기술연구원(KIST) 책임연구원. 현재 KIST 영상미디어연구센터 센터장. 주관심분야는 영상처리용 VLSI 구조, 센서 fusion, 대화형 영상처리, 스테레오 비전 시스템, 가상공간 interface, 영상-그래픽스 합성, MPEG-4 등