

얼굴 회전에 강인한 다인종 얼굴 검출

(Rotation Invariant Multiracial Face Detection)

김 광 수 ^{*} 김 진 모 ^{††} 곽 수 영 ^{***} 변 혜 란 ^{****}
 (Kwangsoo Kim) (Jinmo Kim) (Sooyeong Kwak) (Hyeran Byun)

요약 얼굴 검출은 얼굴 인식을 위한 첫번째 단계로써, 입력 영상에서의 얼굴의 존재 유무와 얼굴의 위치 및 크기를 알아내야 한다. 얼굴의 위치를 찾아내는 것은 크기변화, 조명변화, 회전과 같은 다양한 상황이 발생하기 때문에 쉽지 않다. 본 논문에서는 다양한 문제 중 얼굴이 회전되었을 때 얼굴을 검출하는 방법에 초점을 맞추었다. 먼저, 다인종 얼굴 데이터로부터 얼굴의 존재 유무와 얼굴의 위치 및 크기를 알아낸 뒤, 후보영역에서 두 눈을 검출하다. 두 눈을 이용하여 회전각도를 찾아내고 베이지안 분류기를 이용하여 정면얼굴이 되도록 다시 회전시키는 방법을 이용하였다. 다인종에 데이터를 이용한 회전된 얼굴에 대해서 얼굴검출 알고리즘을 실험하여 결과를 제시하였다.

키워드 : 얼굴 인식, 얼굴 검출, 베이지안 분류기, 얼굴 회전

Abstract The face detection is a necessary first-step in the face recognition systems, with the purpose of localizing and extracting face regions from input images. But it is not a simple problem, because faces have many variations such as scale, rotation and lighting condition. In this paper, we propose a novel method to detect not only frontal faces but also partial rotated faces in still images. Firstly, we produce the eye candidates in the sub-regions of an input image to detect rotated faces. Secondly, the eye candidates are used to measure the angles of rotated faces. Thirdly, we are able to derotate the rotated face then put it to Bayesian classifier. We make an experiment with rotated multiracial face and show the good results in this paper.

Key words : face detection, Bayesian classifier, rotated face

1. 서 론

1.1 연구 배경

얼굴을 이용한 생체 인식의 한 분야인 얼굴 인식은 사용자의 특별한 행위가 강요되지 않는 분야로써 거부감이 덜하고, 개인의 얼굴을 쉽게 습득할 수 있다는 장점이 부각되어 최근 20년 동안 활발히 연구되어 왔다. 그렇지만, 얼굴 인식은 정확한 얼굴 영역을 검출해야 하는 전처리 단계를 필요로 한다. 같은 맥락으로, 얼굴 인식에서 인식률을 높이기 위한 하나의 방법은 입력 영상에서 정확한

얼굴의 위치와 크기를 알아내는 것이다. 하지만, 얼굴 영역을 검출하는 것은 쉬운 일이 아니다. 예를 들어, 일반적으로 얼굴을 다른 객체와 구별해 낸다는 것은 얼굴 검출 문제에 있어서 상당히 어려운 과제로 알려져 있으며, 또한 얼굴에는 자연스런 얼굴의 회전과 포즈의 문제, 그리고 얼굴의 부분적인 가려짐과 얼굴 요소의 유실, 다양한 인종에 대한 얼굴 검출등 해결해야 할 문제가 있다.

본 논문에서는 다인종 얼굴이 회전되어 있는 사진에서도 얼굴을 검출 할 수 있도록 얼굴의 회전에 대해서 두 눈의 후보 영역을 검출하는 방법을 제시하였다. 이 방법은 얼굴 영역에서는 눈의 영역이 지역적으로 극소값을 갖는다는 점을 가정하고, 두 눈의 후보 영역으로 검출된 영역을 기준으로 얼굴의 회전된 각을 측정하고 보정함으로써, 얼굴의 회전에 무관한 얼굴 검출을 시도하였다. 그 결과 얼굴 검출 성능의 향상을 가져왔다.

1.2 관련연구

선행된 얼굴 검출기의 경우에는 대부분이 회전되지 않은 얼굴을 가정하고 얼굴을 검출하는 방향으로 연구가 진행되어 왔다. 하지만, 일상생활에서 발생 가능한

* 본 연구는 한국과학재단 특장기초연구(R01-2005-000-10898-0) 지원으로 수행되었음

† 정 회 원 : 현대기아자동차 CL사업부 과장
 kwangsoo.kim.kk@gmail.com

†† 정 회 원 : LG전자 DTV연구소 주임연구원
 iyepp@lge.com

*** 학생회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과 박사과정
 ksy2177@yonsei.ac.kr

**** 종신회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과 교수
 hrbyun@yonsei.ac.kr

논문접수 : 2007년 5월 28일

심사완료 : 2007년 10월 9일

얼굴의 회전에 대해서는 입력 영상 전체를 임의의 각도로 다단계 회전하여 얼굴을 검출했다[1]. 하지만 입력 영상을 임의의 각도로 회전하여 얼굴 검출을 시도하는 방법은 상당히 많은 계산량을 요구한다.

Liu[2]는 원형 템플릿(Radial Template)을 이용하여 회전된 얼굴을 검출하였다. Liu가 제안한 방법은 피부색을 이용하여 얼굴의 후보 영역을 추출한 후에 그 얼굴 후보 영역에서 에지를 추출한다. 그리고 360° 에 대하여 얼굴의 에지 성분을 20° 씩 18개의 부 영역으로 나누어 각 영역의 에지 성분을 사용하였다. 이 방법은 입력 영상에 대하여 원형 템플릿을 생성하고 미리 생성한 얼굴의 원형 템플릿과 18개의 부 영역의 에지 성분을 모두 비교하여 회전된 얼굴을 검출하였다. Kim[3]은 Liu가 제안한 얼굴의 에지 성분뿐만 아니라 색 성분을 결합하여 회전된 얼굴을 검출하였다. 입력 영상에 대해서 Liu와 같이 360° 를 20° 씩 18개의 부 영역을 생성한 후 얼굴 영역의 에지 성분과 색 성분을 사용하여 원형 템플릿을 생성한다. 그리고 얼굴 영역에 대하여 원형 프로젝션을 통해 미리 생성된 패턴과 표준 패턴을 비교하였다. 이로써 영상에서 존재하는 얼굴을 찾음과 동시에 얼굴의 회전에 무관한 검출을 시도하였다. 그리고 다양한 크기의 얼굴을 검출하기 위하여 얼굴의 크기(40×40 , 60×60 , 80×80)를 가정하여 실험하였다. Rowly[4]는 Rowly[5]의 정면 얼굴 검출기를 기반으로 회전된 얼굴을 검출하고자 하였다. Rowly[4]에서 제안한 회전된 얼굴 검출기는 입력 영상 전체를 임의의 각도로 회전하지 않고,

다양한 회전을 포함한 얼굴 영상을 각 20° 씩 학습하였다. 그래서 회전된 얼굴에 대하여 회전된 각을 추정할 수 있었다. 입력 영상에서 360° 에 대한 얼굴의 회전을 추정하여 회전이 없는 정면 얼굴 영상으로 복원하여 Rowly[5]의 정면 얼굴 검출기로 얼굴의 회전에 강인한 검출기를 연구하였다.

본 논문에서는 입력되는 정지 영상으로부터 사용자의 관심이 집중되는 얼굴 영역만을 검출하는데 초점을 맞추고 있다. 그리고 일반적으로 얼굴 검출에 있어서 대부분의 입력 영상은 다인종의 얼굴을 포함하고 있으며, 자연스런 얼굴의 회전을 포함한 영상이다. 그러므로, 본 논문에서는 실생활에서 발생할 수 있는 다 인종의 얼굴 검출을 목표로 하고, 자연스러운 얼굴의 기울어짐($\pm 20^{\circ}$)을 측정하여 얼굴 검출율을 높이고자 한다.

본 논문 2장에서는 회전된 얼굴 검출 알고리즘 시스템에 대한 설명을 기술하고 3장에서는 후보 영역 검출 및 회전각 추정에 대해 설명한다. 4장에서는 베이지안 분류기로 얼굴인지 아닌지를 판단하는 단계에 대해 설명하고 실험결과에 대해 5장에서 살펴본다. 6장은 결론 및 향후연구방향으로 끝을 맺는다.

1.2 제안하는 자연스런 얼굴 회전에 대한 다인종 얼굴 검출 시스템

그림 1은 자연스런 얼굴의 회전에 대한 다인종 얼굴 검출 방법에 대한 전체 흐름도이다. 크게 다해상도 처리, 후보영역 검출 및 회전각 측정, 분류기 3가지로 나눌 수 있다. 다 해상도 부분에서는 잡음제거를 위한 가

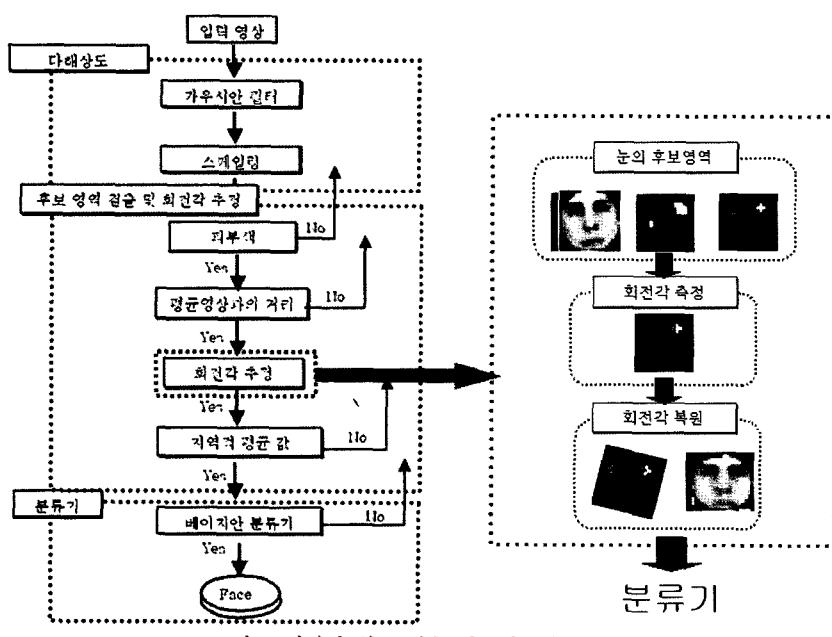


그림 1 회전된 얼굴 검출 알고리즘의 흐름도

우시안 필터를 적용하고, 입력 영상을 20%씩 다단계로 축소한다. 얼굴 후보 영역 검출 및 회전각 추정 단계에서는 색 모델과 부 영역에 대하여 히스토그램 평활화를 적용하여 표준 영상과의 거리를 비교하고, 두 눈의 후보 영역을 검출한다. 이렇게 검출된 눈의 후보 영역을 이용하여 얼굴의 회전각을 추정하고 정면 얼굴로 보정한다. 하지만 얼굴이 아닌 영역에서 두 눈의 후보 영역이 검출이 된다면, 베이지안 분류기가 비얼굴로 판별하게 되지만, 얼굴 영역에서 두 눈의 후보 영역이 검출되지 않는다면 베이지안 분류기의 입력으로 넣지 않음으로 얼굴을 검출하지 못한다. 마지막으로 지역적 평균값을 이용하여 최종 얼굴 후보 영역을 선별한다.

2. 후보 영역 검출 및 회전각 측정

2.1 피부색 모델

시스템의 첫 번째 단계인 다 해상도 부분에서는 잡음 제거를 위해 가우시안 필터를 적용하고, 입력 영상을 20%씩 다단계로 축소한 후 얼굴 후보 영역을 생성하기 위하여 YCbCr 칼라 모델을 사용하였다. 즉, YCbCr 모델에서 피부색에 대한 Cb성분과 Cr성분의 임계값을 적용하여, 입력 영상에 대한 얼굴 후보 영역을 생성한다. 본 논문에서는 다 인종 얼굴 검출을 위해 238명의 흑인, 백인, 황인의 얼굴로부터 피부색 영상을 추출하여 실험적으로 얼굴 색상을 위한 임계값을 설정하였다. 즉, $77 < Cb < 127$, $133 < Cr < 173$ 일 때 얼굴 후보 영역을 결정한다.

2.2 평균 영상에 대한 MAE(Mean Absolute Error)

학습 영상은 다인종을 포함하고, 정면 얼굴과 다양한 조명(정면광, 측광, 역광)으로부터 영향을 받은 영상들로 구성하였다. 하지만 이 영상들의 합성을 인종에 따라 각기 다른 히스토그램을 형성하고 있다. 일정한 분포를 갖지 않는 히스토그램의 영상에서는 평균값이 얼굴 영역을 나타내는 지표로는 사용할 수가 없다. 따라서, 얼굴 영역에 대하여 히스토그램 평활화를 적용하여, 히스토그램의 분포를 유사하게 만들었다. 즉, 입력 영상에 대해서 2.1에서 설명한 피부색을 통하여 얼굴의 후보 영역을 생성하고, 각각의 부 영역에 히스토그램 평활화 과정을 거친후, 입력 영상과 다인종으로 생성한 표준 영상과의 거리를 비교하는 식 (1)을 적용하여 평균 얼굴과의 거리 차가 작은 부 영역을 얼굴 후보 영역을 얻을 수 있다. 식 (1)의 I 는 입력 영상, I' 는 히스토그램 평활화를 적용한 영상, $Mean_{HistogramEqualized Face}$ 는 표준 얼굴 영상, MAE 는 표준 얼굴 영상에 대한 입력 영상의 거리 값이고, ϵ 는 작은 실수이다.

$$I' = Histogram Equalize(I)$$

$$MAE(I) = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |I'(i,j) - Mean_{HistogramEqualized Face}(i,j)|$$

where M : Row, N : Col, I : Input Vector (1)

$$Face Candidate(I) = \begin{cases} 1 & \text{if } MAE(I) \leq \epsilon \\ 0 & \text{if otherwise} \end{cases}$$

where ϵ : constant

2.3 눈 후보 영역 검출과 회전각 측정

2.3절에서는 자연스럽게 회전된 얼굴 즉, ±20°로 회전된 얼굴을 잘 검출하기 위하여 각각의 얼굴 후보 영역에서 눈을 검출하고 검출된 두 눈의 회전각을 측정하게 된다. Jain[6]과 Kim[3]은 눈에는 Cb성분이 높고, 상대적으로 Cr의 성분이 낮다는 점을 이용하여 두 눈을 검출하였다. 하지만 본 논문에서는 얼굴 영역에서는 두 눈이 지역적 극소값을 갖는다는 점을 가정하고, 얼굴 영역에서 두 눈의 후보 영역을 생성한다. 그림 2의 (a)와 같은 2.2절에서 검출된 얼굴 후보 영역에 대하여 그림 2의 (b)의 마스크를 적용하고 그림 2의 (c)와 같은 영상에서 눈의 후보 영역을 검출한다.



(a) 얼굴 영상 (b) 마스크 (c) 마스크를 적용한 영상
그림 2 마스크를 적용한 입력 영상

그림 2의 (c)의 영역에서 식 (2)의 평균값을 구하고 마스크 영역을 제외한 영역을 반전(invert)시키면 지역적으로 극소값을 갖는 영역인 그림 3의 (a)와 같은 영상을 얻을 수 있다. 이 영상에서 이진화 된 영역을 구하면 그림 3의 (b)와 같은 두 눈의 후보 영역이 생성된다. 그렇지만, 그림 4의 (a)와 같이 두 눈의 후보 영역이 생성되는 영상과 그림 4의 (b)와 같이 생성되는 영상이 있다. 본 논문에서 두 눈의 후보 영역의 좌표를 이용하여 얼굴의 기울어짐을 측정하므로 두 눈의 후보 영역을 선별하는 작업이 필요하다.

$$GrayIntensity_{mean} = \left(\frac{1}{Dimension} \sum_{i=0}^{Dimension} I_i \right)$$

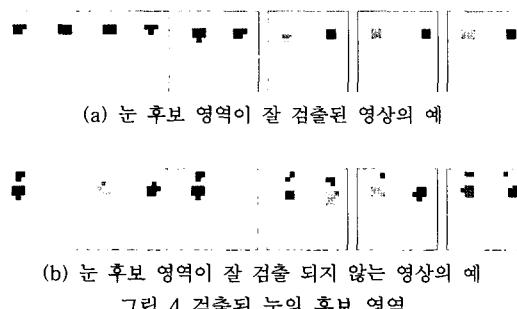
$$Eye Candidate \begin{cases} 255 & \text{if } GrayIntensity_{mean} < \alpha \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

식 (2)에서, α 는 실험적으로 0.8인 임계값이고, I 는 입력 영상, i 는 입력 영상의 차원이다.

그림 4의 (b)와 같이 검출된 후보 영역에 대하여, 다



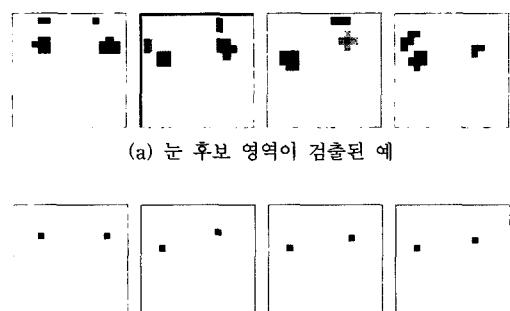
(a) 극소값을 이용한 눈의 영역 (b) 이진화된 후보영역
그림 3 눈 후보영역



(b) 눈 후보 영역이 잘 검출 되지 않는 영상의 예

음과 같은 작업을 거쳐 최종적으로 눈 후보 영역을 결정한다.

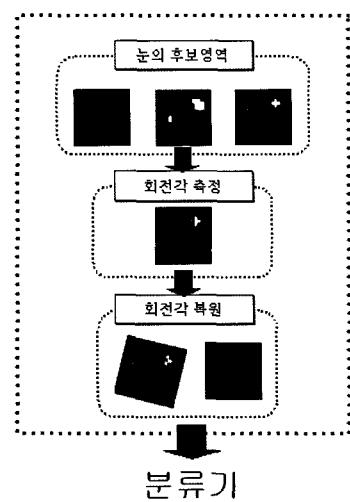
- 1) 검출된 눈 후보 영역에 대하여 레이블링을 한다.
- 2) 각 영역에 대하여 중심좌표를 구한다.
- 3) 각 영역에 대하여 유클리디안 거리를 측정하여, 거리가 5 보다 작으면 동일한 클러스터로 묶는다.
- 4) 입력 영상이 얼굴일 경우에 두 눈은 각 클러스터의 y축으로 낮은 곳에 위치하므로 각 클러스터의 아래쪽의 중심 값을 선택한다.



(b) 최종 눈 후보 영역

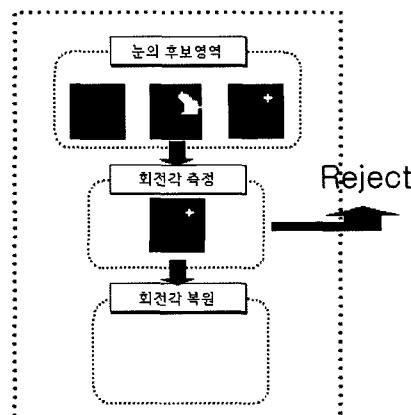
그림 5 최종 눈의 후보 영역

두 눈의 후보 영역에 대한 결과 영상이 그림 5의 (a)와 같을 때 최종적으로 그림 5의 (b)와 같은 결과 영상이 생성된다. 여기서 두 눈이 이루는 각을 측정하여 0° 로 보정한다. 그림 6의 (a)는 입력 영상의 부 영역이 비얼굴 영역일 때 눈의 후보 영역이 검출된 경우이다. 이와 같은 경우 눈의 후보 영역에 대하여 기울어진 각도를 측정하여 복원한 후 얼굴 검출기에 넣는다. 그리고 분류기는 그 부 영역에 대하여 얼굴인지 아닌지를 판별하게 된다. 그림 6의 (b)와 같은 경우에는 눈의 후보 영역이 1개만 검출되었다. 얼굴 영역은 눈이 2개 존재하기 때문에 이와 같은 경우에는 비얼굴일 가능성성이 높게 된다. 따라서, 눈의 후보 영역이 1개가 검출된 경우에는 얼굴 검출기의 입력으로 넣지 않게 된다.



분류기

(a) 비얼굴 영역에서 눈 후보영역이 2개 검출된 경우



(b) 비얼굴 영역에서 눈 후보영역이 1개 검출된 경우

그림 6 비얼굴 영상에서 회전각 측정

결국 두 눈의 후보 영역을 얻을 수 있다면 베이지안 분류기를 통해서 얼굴인지 아닌지를 판별하게 되지만, 얼굴 영역임에도 불구하고 두 눈의 후보 영역이 생성되지 않는다면 분류기를 거치지 않고 얼굴이 아니라고 판단하게 된다. 분류기에 대해서는 3장에서 설명한다.

2.4 지역적 평균값을 이용한 최종 얼굴 후보 영역 선별

2.3절 단계를 거치게 되면 회전된 얼굴도 정면 얼굴로 보정된다. 정면 얼굴로 보정된 데이터에서 지역적 평균값을 이용하여 최종 얼굴 후보 영역을 선별하게 된다. 즉, 그림 7에서 보는 것과 같이 눈썹과 눈의 위치는 지역적으로 낮은 평균값을 갖는다는 얼굴의 특성을 이용하여 최종 얼굴 후보 영역을 선별한다.

그림 7에서 A, C 지역은 눈이 존재하는 영역이기 때문에 B 지역에 비하여 상대적으로 낮은 화소값을 갖게

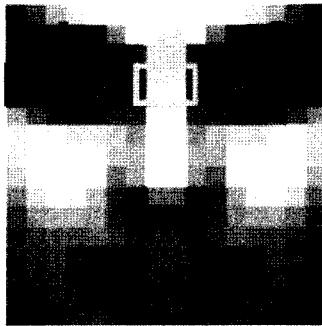


그림 7 얼굴 영역의 지역적 극소값

되므로 이러한 특징을 식 (3)으로 정의하여 최종 얼굴 후보 영역을 선별한다. 식 (3)에서, μ_A 는 A 지역의 평균값, μ_B 는 B 지역의 평균값, μ_C 는 C 지역의 평균값, k 는 작은 실수이다.

$$\text{Face Candidate}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } \mu_A \leq k \times \mu_B, \mu_C \leq k \times \mu_B \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{where } k: \text{constant}$$

$$\mu_x = \frac{1}{N_{i \in x}} \sum_{i \in x} I_i \quad (3)$$

3. 베이지안 분류기

2장에서 설명한 바와 같이 두 눈의 후보 영역을 얻은 후 분류기를 통해서 얼굴인지 아닌지를 판별하여야 한다. 이를 잘 판별하기 위하여 본 논문에서는 베이지안 분류기를 사용하였다. 얼굴인지 아닌지를 잘 분류하기 위하여 먼저 회전된 얼굴의 통계적으로 얼굴 클래스와 비얼굴 클래스를 모델링하여야 한다. 본 논문에서는 얼굴과 비얼굴 클래스를 모델링하기 위하여 얼굴 클래스 및 비얼굴 클래스 모두 다변량 정규 분포를 따른다고 가정하였다. 비얼굴 클래스도 정규분포를 따른다고 가정하기 위하여 얼굴과 비슷한 패턴을 갖는 영상들로부터 추출하여 모델링 하였다.

모델링한 얼굴 클래스와 비얼굴 클래스의 확률 모델과 베이즈 이론(Bayes' Theorem)[9]을 이용하여 베이지안 분류기의 결정 함수를 유도한다. 베이지안 분류기를 이용한 얼굴 클래스와 비얼굴 클래스와의 분류의 문제를 사후 확률을 이용하여 식 (4)와 같은 베이지안 결정 규칙을 정의할 수 있다.

$$x \in \begin{cases} \text{face} & P(\text{face}|x) > P(\text{nonface}|x) \\ \text{nonface} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

사후 확률은 베이즈 이론을 이용하여 식 (5)와 같은 결정 함수를 갖게 된다.

$$\ln P(x|\text{Face}) + r \geq \ln P(x|\text{NonFace}) \quad (5)$$

$$\text{where } r = \ln \frac{P(\text{Face})}{P(\text{NonFace})}$$

식 (5)는 베이지안 분류기의 결정 함수이다. 입력 벡터 x 에 대하여, $\ln[p(x|\text{Face})]$ 와 $\ln[p(x|\text{NonFace})]$ 를 계산한다. $\ln[p(x|\text{Face})]$ 는 얼굴 학습 영상의 평균 벡터와 부분 특징 공간을 이루는 M개의 고유 벡터 그리고 M개의 고유 값을 가지고 계산 할 수 있다. 또한 $\ln[p(x|\text{NonFace})]$ 도 부분 특징 공간을 이루는 M개의 고유 벡터 그리고 M개의 고유 값과 비얼굴 영상의 평균 벡터를 사용하여 구할 수 있다. γ 파라미터는 사전 확률 값이므로 임의의 상수로 결정한다. 결국, 얼굴 및 비얼굴 영상을 모델링 한 뒤 식 (5)에 대입하여 이를 만족하면 얼굴이라고 판단하게 된다.

4. 실험 및 결과 고찰

본 논문에서 제안한 방법의 테스트 환경은 Window 2000 Professional, Pentium-IV 2.4 GHz, 512MB에서 Microsoft Visual C++6.0을 이용하여 구현하였다.

4.1 학습 영상

본 논문에서는 얼굴 클래스를 모델링 하기 위해 얼굴의 공통적인 특징인 눈썹, 눈, 코, 입을 포함할 수 있도록 학습 영상을 구성하였다.

4.1.1 얼굴 클래스

얼굴이 가질 수 있는 변화량을 줄이고 얼굴이 갖는 얼굴의 특징을 반영하기 위하여 Rowly[7]와 Liu[1]가 사용한 눈 사이의 거리와 두 눈이 이루는 각을 이용하여 얼굴 클래스의 영상을 정규화 하였다. 즉, 두 눈 사이의 이루는 각을 0도로 하고, 두 눈 사이의 거리를 a 로 정규화 하였다.

얼굴 영상을 획득하기 위하여 선정한 데이터베이스는 얼굴 정면과 얼굴의 크기가 비교적 고정되어 있는 XM2VTS 데이터 베이스[10]를 사용했고, XM2VTS 데이터베이스는 영국의 Surrey 대학에서 만든 얼굴 데이터베이스로 1 개체당 표정변화를 갖는 4개의 사진을 찍어 만들었고 총 295명의 개체에 대한 얼굴 영상을 포함하고 있다. XM2VTS 얼굴 데이터베이스에 대한 보다 자세한 설명은 [10]에 참고한 사이트에서 참고할 수 있다. XM2VTS 얼굴데이터베이스는 다른 공개 얼굴 데이터베이스에 비해 제한된 배경과 제한된 조명을 이용하여 생성 되었음으로 얼굴 템플릿 생성을 위해 적합하여 선택하였다. 본 연구를 위해 획득한 1,2차 얼굴 데이터에서 정면 얼굴을 사용하였다. 1차는 1명이 존재하는 다인종 데이터이며 2차는 다수가 포함된 다인종 데이터이다. 이렇게 습득한 얼굴 영상을 이용하여 총 3570장의 얼굴을 가공하였다.

4.1.2 비얼굴 클래스

얼굴 클래스에 비해 비얼굴 클래스는 정형화하기 힘든 작업이다. 본 논문에서도 다른 얼굴 검출 시스템에서

사용한 것과 같이 비얼굴 클래스의 영상을 얼굴이 전혀 포함되고 있지 않는 복잡한 자연 영상으로부터 50,000장을 임의로 습득하였다.

하지만, 얼굴 클래스와 비얼굴 클래스를 구분하는 데 있어서 얼굴과 유사한 비얼굴의 영상이 중요한 영향을 미친다. 그래서 얼굴 클래스를 비얼굴 클래스와 구분하는데 있어서 중요한 역할을 하는 비얼굴 영상을 추출하여 비얼굴 클래스로 만드는 작업을 하였다. 본 논문에서는 자연 영상에서 습득한 50,000장의 비얼굴 영상을 모두 사용하지 않고, 식 (6)을 이용하여 얼굴과 비슷한 분포를 갖는 비얼굴 영상을 추출하였다.

$$\text{SelectedNonface}(x) = \begin{cases} \text{Select} & \ln[p(x|Face)] \leq \theta + \alpha \\ \text{Reject} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기에서, 입력 벡터 x 는 비얼굴 클래스의 샘플이고, θ 는 임계값, α 는 작은 실수이다. 비얼굴 클래스의 샘플이 얼굴 클래스에 속할 확률 값을 계산하고, 그 값을 θ 파라메터를 통해서 얼굴과 유사한 비얼굴 영상을 선별 할 수 있다. 앞서 가공된 50,000장의 비얼굴 영상에서 얼굴 영상과 유사한 2,988장의 영상을 선별하였다. 그럼 10은 4.1.1절과 4.1.2절을 통해서 얻은 얼굴 클래스와 비얼굴 클래스의 평균 영상이다.

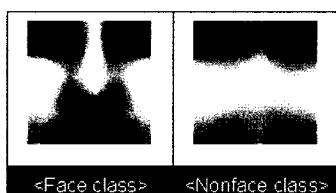


그림 10 얼굴 클래스와 비얼굴 클래스의 평균 영상

4.2 회전된 다인종 얼굴 검출

테스트 영상은 LG전자 얼굴 데이터에서 자연스런 얼굴의 회전을 포함한 데이터를 선정하였다. 그림 11은 테스트 영상의 예들이다. LG전자 얼굴 데이터는 VGA(640×480), QVGA(320×240), QQVGA(160×120)으로의 영상 크기에서, 얼굴의 크기는 표 1과 같다. 표 1에서 제시한 조건을 만족하는 영상을 다인종을 대상으로 개인 사진과, 단체 사진(최소 2명~다수)을 수집하여, 얼굴 검출의 결과를 측정한다. 각 영상은 실내와 실외의 다양한 배경과 조명을 포함하고, 인위적인 조명의 설정에서는 수집하지 않는다.



그림 11 회전된 얼굴

표 1 각 영상에서 만족하는 얼굴의 크기

영상의 크기	얼굴의 크기
VGA (640×480)	$30 \times 30 \sim 350 \times 350$
QVGA (320×240)	$30 \times 30 \sim 220 \times 220$
QQVGA (160×120)	$30 \times 30 \sim 100 \times 100$

4.2.1 QQVGA (160×120) 데이터

LG전자 다인종 얼굴 데이터베이스에서 다양한 얼굴 크기를 만족하는 백인(172장), 흑인(166장), 히스페닉(97장), 동양인(48장)으로 구성하여 실험하였다. 회전된 얼굴이 잘 검출되는지를 확인하기 위하여 정면 얼굴 검출기 즉, 본 시스템에서 얼굴의 회전각을 측정하여 보정하는 부분을 제거한 정면 얼굴 검출기와 얼굴 회전각 측정을 포함한 회전된 얼굴 검출기 성능을 비교하였다. 정면 얼굴 검출기로 얼굴을 검출한 결과는 표 2와 같고, 회전된 얼굴 검출기의 결과는 표 3과 같다.

표 2와 표 3의 결과와 같이 얼굴의 회전이 많이 포함된 히스페닉 얼굴 영상에 대해서는 얼굴의 회전각을 측정하는 알고리즘으로 인하여 성능의 향상을 가져왔다. 하지만 다른 인종의 얼굴 영상에서는 성능이 약간 떨어졌음을 알 수 있다. 그 이유는 정면 얼굴 검출기는 얼굴을 찾았지만 회전된 얼굴을 검출하는 검출기는 두 눈의 후보 영역이 검출되지 않아서 얼굴을 검출할 수 없었기 때문이다.

표 2 정면 얼굴 검출기의 얼굴 검출율과 FPs(False Positives)

회전	백인	흑인	히스페닉	동양인
검출율 (맞은얼굴수/전체 얼굴수)	92.44 % (159/172)	89.16 % (148/166)	82.47 % (80/97)	100 % (48/48)
FPs	5	0	2	18

표 3 회전된 얼굴 검출기의 얼굴 검출율과 FPs

회전	백인	흑인	히스페닉	동양인
검출율 (맞은얼굴수/전체 얼굴수)	92 % (158/172)	87 % (144/166)	97 % (94/97)	98 % (47/48)
FPs	17	12	30	9

4.2.2 QVGA(320×240), VGA(320×240)의 히스페닉 인종 데이터

다인종 얼굴 데이터베이스에서 히스페닉 얼굴 영상은 특히 회전이 많이 되어 있어서 회전된 얼굴이 잘 검출되는지를 확인하기 위하여 히스페닉 데이터만 모아서 영상 크기를 달리하여 얼굴 검출 실험을 하였다. QVGA 크기의 히스페닉 데이터 107장과 VGA크기의 히스페닉 데이터는 125장에 대하여 실험하였다. 표 4는 정면 얼굴

점면	QVGA	VGA
	히스패닉	히스패닉
검출율 (맞은연군수/전체 연군수)	85.04% (91/107)	80% (100/125)
FPs	18	80

표 4 히스패닉 데이터의 정면 얼굴 검출율과 FPs

회전	QVGA	VGA
	히스패닉	히스패닉
검출율 (맞은연군수/전체 연군수)	90% (96/107)	96% (120/125)
FPs	32	187

표 5 히스패닉 데이터의 회전된 얼굴 검출율과 FPs

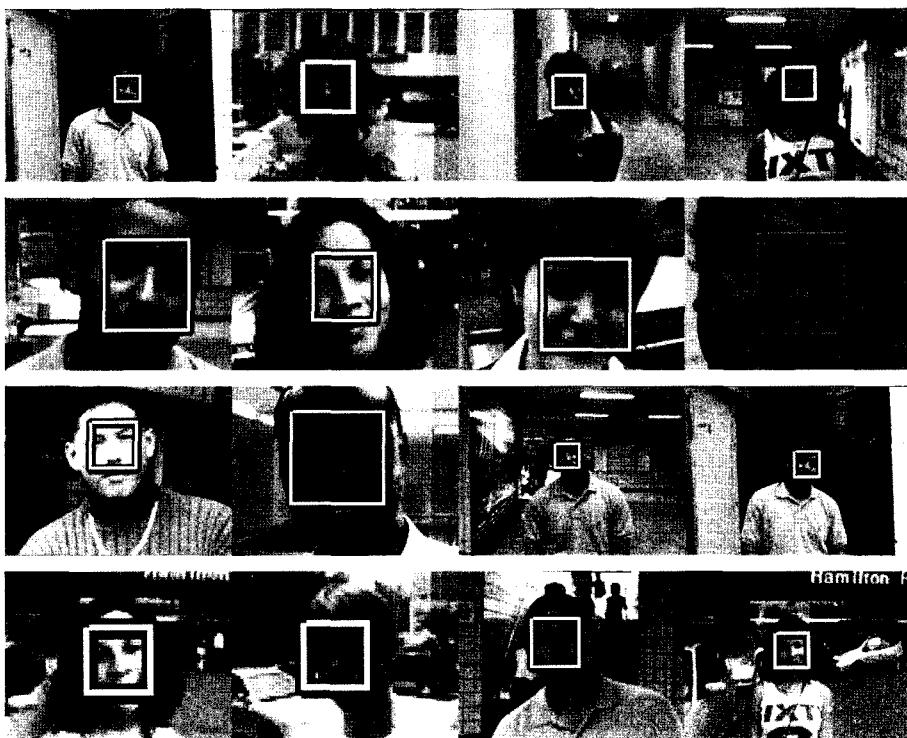


그림 12 자연스럽게 회전된 얼굴 검출 결과

검출기에 대한 결과이고 표 5는 회전된 얼굴 검출기의 결과를 나타내었다.

표 4와 표 5의 실험 결과에서 볼 수 있듯이 얼굴 검출율이 비슷한 경우에 있어서 회전된 얼굴 검출기는 정면 얼굴 검출기 보다 얼굴을 잘못 찾는 경우가 많았다. 이 원인은 정면 얼굴 검출기는 정면의 얼굴만을 찾지만, 회전된 얼굴 검출기는 회전된 얼굴을 복원하는 과정을 거치기 때문에 정면 얼굴 검출기가 검출하지 못하는 회전된 얼굴일 확률값이 높은 영역에 대하여 정면으로 복원하여 검출하기 때문이다.

표 3과 표 4와 표 5에서 보듯이 비록 얼굴을 잘못 찾는 경우가 많았지만, 제한적으로 QVGA영상과 VGA영상의 히스패닉 인종의 검출 실험을 통하여 검출율의 향상을 가져왔다. 그림 12는 LG전자 데이터에서 자연스럽게 회전된 얼굴 검출 결과의 예를 나타낸 것이다.

5. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 베이지안 분류기를 사용하여 다인종의 얼굴을 검출하였다. 베이지안 분류기는 얼굴과 비얼굴을 모델링하여 입력 영상에 대한 확률 값을 구하고, 그 확률 값을 따라 얼굴을 검출한다. 그러나 입력 영상에 대한 부 영역의 확률 값을 모두 구하는 것은 많은 계산량을 필요로 했다. 그래서, 다인종에 대한 피부색 정보를 이용하여 얼굴 후보 영역의 임계값을 새롭게 조정하였으며, 입력 영상의 부 영역에 히스토그램 평활화를 적용하여 평균 영상과의 거리를 측정하여 얼굴의 후보 영역을 줄임으로써 계산량을 줄일 수 있었다. 하지만, 여전히 베이지안 분류기에 입력되는 얼굴의 후보영역이 많아서 Liu[1]이 제안한 지역적 평균값을 사용하여 최종적으로 얼굴의 후보 영역을 선별했다. 또한, 입력 영상 전

체 영역을 히스토그램 평활화를 적용하는 것은 다양한 배경 영상에 의해서 얼굴 영역이 의도되지 않는 왜곡된 영향을 받을 수 있다는 단점에 있으므로, 본 논문에서는 입력 영상의 부 영역에 대하여 히스토그램 평활화를 적용하였다.

하지만, $\pm 10^\circ$ 이상 회전된 얼굴 영상에 대해서는 낮은 검출율을 얻었다. 이것은 베이지안 분류기의 얼굴을 모델링할 때 두 눈의 각도를 0° 로 정규화 시켰기 때문이다. 따라서 회전된 얼굴 영상을 검출하기 위해서 얼굴의 회전 각을 측정하여 정면 얼굴 영상으로 보정하는 작업이 필요했다. 이에 대한 실험 결과에서 확인 할 수 있듯이 임의의 각도로 기울어진 얼굴 영상은 $\pm 5^\circ$ 사이로 보정되었다. 그리고, 보정된 얼굴 영상은 정면 얼굴 검출기를 통해 얼굴 영역으로 판별되어지고 두 눈 후보 영역의 좌표가 얼굴 영상에서의 눈 좌표가 된다. 하지만 회전된 얼굴 영상에서 두 눈의 부호 영역이 생성되지 않았을 경우에는 얼굴을 검출하지 못했다. 그렇지만, 회전된 얼굴 영상에 있어서는 정면 얼굴 검출기 보다 높은 성능을 보였다.

하지만, 기울어진 얼굴을 보정하여 베이지안 분류기에 입력하기 때문에, 두 눈의 후보 영역의 검출이 중요하다. 따라서, 밝기 정보를 이용한 눈의 후보 영역을 추출하는 것과 동시에 빛의 왜곡에도 강인한 눈 후보 영역 검출 알고리즘을 연구해야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] C. Liu, "A Bayesian discriminating features method for face detection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Volume 25, Issue 6, Pages 725~740, 2003.
- [2] H. Liu, S. Yan, X. Chen and W. Gao, 'Rotated face detection in color images using radial template (RT)," IEEE International Conference on Multimedia and Expo, Volume 3, Pages 137~140, 2003.
- [3] H. I. Kim, S. H. Lee and N. I. Cho, "Rotation-invariant face detection using angular projections," Electronics Letter, Volume 40, Issue 12, 2004.
- [4] H. A. Rowley, S. Baluja and T. Kanade, "Rotation invariant neural network-based face detection," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Pages 963~963, 1998.
- [5] H. A. Rowley, S. Baluja and T. Kanade, "Neural network-based face detection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Volume 20, Issue 1, Pages 23~38, 1998.
- [6] R. L. Hsu, M. A. Mottaleb and A. K. Jain, "Face detection in color images," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Volume 24, Issue 5, Pages 696~706, 2002.
- [7] H. A. Rowley, S. Baluja and T. Kanade, "Neural network-based face detection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Volume 20, Issue 1, Pages 23~38, 1998.
- [8] B. Moghaddam and A. Pentland, "Probabilistic visual learning for object representation," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Volume 19, Issue 6, Pages 696~710, 2003.
- [9] E. Gose, R. Johnsonbaugh and S. Jost, "Pattern recognition and image analysis," Chapter 3.
- [10] <http://www.ee.surrey.ac.uk/CVSSP/xm2vtsdb/>

김 광 수

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용
제 34 권 제 3 호 참조



김 진 모

2003년 한성대학교 멀티미디어정보처리
학과 졸업. 2005년 연세대학교 컴퓨터파
학과 석사 졸업. 관심분야는 영상처리,
컴퓨터비전 및 패턴인식

곽 수 영

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용
제 34 권 제 7 호 참조

변 혜 란

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용
제 34 권 제 3 호 참조