

논문 2008-45C1-1-3

다중 해상도 가버 특징 벡터를 이용한 강인한 눈 검출

(Robust Eye Localization using Multi-Scale Gabor Feature Vectors)

김 상 훈*, 정 선 태**, 정 수 환***, 조 성 원****

(Sanghoon Kim, Sun-Tae Chung, Souhwan Jung, Seongwon Cho)

요 약

눈 검출은 눈 동공의 정 중앙의 위치를 찾아내는 작업을 의미하며, 얼굴 인식 및 관련된 응용 분야 등에서 필요한 작업이다. 현재까지 보고된 대부분의 눈 검출 방법의 경우 성공적인 적용을 위해서는 여전히 정확도 및 검출 속도의 개선을 필요로 한다. 본 논문에서는 큰 계산량의 부담이 없는 다중 해상도 가버 특징 벡터를 이용한 강인한 눈 검출 방법을 제안한다. 가버 특징 벡터를 사용한 눈 검출은 EBGM 등에서 이미 이용되고 있다. 그런데, EBGM 등에서 사용한 눈 검출 방법은 초기값에 민감하고 조명, 자세 등에 강인하지 못하여, 만족할 만한 검출률을 얻기 위해서는 광범위한 탐색 범위가 필요하다. 이는 계산량의 상당한 증가를 초래한다. 본 논문에서 제안한 눈 검출 방법은 다중 해상도 접근 방법을 활용한다. 먼저, 원래 해상도 얼굴 이미지를 다운샘플링하여 얻은 저해상도 얼굴 이미지에서, 초기 추정 눈 위치에서의 가버 특징 벡터와 해당 해상도의 눈에 대한 가버 특징 벡터 모델과의 가버넷 유사도를 이용하여 눈 위치를 검출한다. 이후 검출된 눈 위치를 업스케일링하여 상위 해상도의 얼굴 이미지에서의 눈 위치 초기값으로 취하고 앞 단계에서처럼 가버넷 유사도를 이용하여 눈을 검출한다. 이 과정을 반복하여 최종적으로 원래 해상도 얼굴 이미지에서의 눈 위치를 확정한다. 또한, 본 논문에서는 제안된 다중 해상도 접근 방법이 조명에 대해서도 보다 강인하도록 하는 데 효과적인 조명 정규화 기법을 제안하고, 이를 다중 해상도 접근 방법의 전처리 단계에 추가적으로 적용함으로써 눈 검출 성공률을 더욱 개선하였다. 실험을 통해, 본 논문에서 제안한 다중스케일 가버 특징 벡터 기반 눈 검출 방법은 계산량을 크게 증가 시키지 않으면서 기존 연구들에서 보고된 다른 눈 검출 방법에 비해 정확도가 개선된 검출 방법이며, 자세 및 조명 변화에 대해서도 강인하다는 것을 확인하였다.

Abstract

Eye localization means localization of the center of the pupils, and is necessary for face recognition and related applications. Most of eye localization methods reported so far still need to be improved about robustness as well as precision for successful applications. In this paper, we propose a robust eye localization method using multi-scale Gabor feature vectors without big computational burden. The eye localization method using Gabor feature vectors is already employed in such as EBGM, but the method employed in EBGM is known not to be robust with respect to initial values, illumination, and pose, and may need extensive search range for achieving the required performance, which may cause big computational burden. The proposed method utilizes multi-scale approach. The proposed method first tries to localize eyes in the lower resolution face image by utilizing Gabor Jet similarity between Gabor feature vector at an estimated initial eye coordinates and the Gabor feature vectors in the eye model of the corresponding scale. Then the method localizes eyes in the next scale resolution face image in the same way but with initial eye points estimated from the eye coordinates localized in the lower resolution images. After repeating this process in the same way recursively, the proposed method finally localizes eyes in the original resolution face image. Also, the proposed method provides an effective illumination normalization to make the proposed multi-scale approach more robust to illumination, and additionally applies the illumination normalization technique in the preprocessing stage of the multi-scale approach so that the proposed method enhances the eye detection success rate. Experiment results verify that the proposed eye localization method improves the precision rate without causing big computational overhead compared to other eye localization methods reported in the previous researches and is robust to the variation of pose and illumination.

Keywords: 눈 검출, 가버 특징 벡터, 눈 모델 번치, 다중스케일, 가버 웨이블렛

* 학생회원, ** 정회원-교신저자, *** 평생회원, 숭실대학교 정보통신전자공학부
(School of Electronic Engineering, Soongsil University)

**** 평생회원, 홍익대학교 지능정보처리연구실
(A.I. Lab. Hongik University)

※ 본 연구는 숭실대학교 교내연구비 지원으로 수행되었습니다.

접수일자: 2007년11월8일, 수정완료일: 2008년: 1월14일

I. 서 론

눈 검출은 얼굴 이미지에서 눈 동공의 가운데 위치를 검출하는 것을 의미하는데, 얼굴 인식이나 관련된 응용에서 얼굴 이미지의 기하학적 정규화나 특징 추출을 위해서 요구된다.

얼굴 인식 시스템의 경우 얼굴이 입력 영상에서 검출되면 이를 일정한 사이즈로 정규화하는 것이 필요하다^[1]. 얼굴을 정규화하는 과정에서 눈은 가장 확실한 특징 점이기 때문에 눈 검출은 정규화 과정에 앞서 매우 중요한 과정이며, 눈 검출의 에러가 얼굴 인식률에 크게 영향을 미치는 것은 잘 알려져 있다^[2]. 따라서 최근 들어 눈 검출에 대해 많은 연구가 진행되어 왔다^[2~14]. 눈 검출에 대한 현재까지의 연구^[3]에는 눈에 대한 템플레이트를 만들고 이에 기반한 템플레이트 매칭을 이용하는 방법^[4], 얼굴 이미지의 에지 및 픽셀 밝기(intensity) 등의 이미지 정보를 이용하는 방법^[5~8], 모델을 만들고 모델에 기반한 모델 매칭을 이용하는 방법^[9, 15], 눈 특징을 학습시켜 눈 영역 검출기를 구성하고 이를 이용하여 눈 검출 하는 방법^[2, 10~13], 확률을 이용하여 눈을 검출 하는 방법^[14] 등이 있다.

이러한 연구들을 통해 눈 검출에 상당한 성능의 개선을 가져왔지만 얼굴 표정, 이미지에서의 얼굴 회전 및 자세, 가림, 조명 조건, 눈의 응시 방향 등의 다양성에 기인한 문제의 복잡성 때문에 상업적으로 간편하고 안정적으로 사용하기 위해서는 여전히 많은 연구의 여지를 보이고 있다.

한편, 눈 검출 방법 가운데, 눈에 대한 특징 벡터를 추출하고 이를 이용하여 학습된 모델 특징 벡터와 비교하여 눈을 검출하는 방법이 간단하면서 비교적 성능이 좋다. 특징 벡터 가운데, 가버 특징 벡터는 왜곡, 회전, 조명 등에 대해 비교적 강인한 것으로 잘 알려져 있어^[16], 객체 검출의 특징 벡터로 많이 사용되고 있다.

가버 특징 벡터를 이용한 얼굴 특징점(눈 포함) 검출에 관한 기존의 방법에는 얼굴 인식 알고리즘인 EBGGM (Elastic Bunch Graph Matching)^[15]에서 제안한 방법이 있다. [15]는 눈 검출만을 대상으로 한 것이 아니고 눈을 포함한 얼굴 특징점들(왼쪽 눈 중앙, 오른쪽 눈 중앙, 눈썹, 코, 입, 턱 등)을 가버넷 유사도를 이용하여 검출하는 방법을 제안하였는데, 제안된 검출 방법을 눈 검출에만 국한하여 설명하면 다음과 같다. 먼저 모델 얼굴 이미지들에서 수동으로 눈을 검출하고 이 눈 위치에 대해 추출한 가버 특징 벡터들로 눈 특징 모델

을 구성한다. 이후, 입력된 얼굴 영상에서 눈 검출시에는 입력된 얼굴 영상에서 눈의 초기 위치를 추정하고 이 초기 위치와 그 근방의 모든 점에서 가버 특징 벡터들을 추출하고 이들을 눈 특징 모델에 있는 가버 특징 벡터들과의 유사도를 이용하여 눈을 검출한다. 그런데, 근방의 모든 점에 대해서 가버 특징 벡터를 계산하는 것은 많은 계산량을 요구하므로 빠르게 눈을 검출할 수 있는 근사해 알고리즘이 제안되어 있다^[15]. 그런데, 근사해 방법은 초기값에 매우 민감하다^[15]. 즉, 초기값이 최종 진짜 눈 위치에 충분히 가깝게 위치하면 최종 진짜 눈 위치로 잘 수렴하여 진짜 눈 위치를 잘 검출하지만, 초기값이 진짜 눈 위치와 가깝지 않으면 진짜 눈 위치로의 수렴을 보장하지 못함을 의미한다. 만일 초기값 근방의 범위를 충분히 잡아 검색 범위를 넓혀 검색하는 경우에는 진짜 눈 위치에 수렴하게 할 수 있으나, 이 경우 계산량의 큰 증가를 초래하므로 실시간으로 적용하기에는 어려움이 있다.

본 논문에서는 이러한 기존 가버 특징 벡터 기반 눈 검출 방법이 가지는 초기 눈 위치 추정값의 민감성을 개선하고자 다중 해상도 접근 방법을 제안하고, 조명 변화에도 강인한 눈 검출을 위해 얼굴 영상 이미지가 조명에 비교적 불변적이 되도록 하는 조명 정규화 방법을 제시한다.

실험을 통하여 본 논문에서 제안한 눈 좌표 검출 방법은 기존 가버 특징 벡터 기반 방법보다 눈 검출 소요 시간은 크게 증가시키지 않으면서 눈 검출 성공률은 크게 개선한 방법임을 확인한다. 또한 조명 및 자세 등에도 강인하며 현재까지의 발표된 기존의 방법들에 비해 구현이 간단하면서 눈 검출 성능은 우수함을 확인한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 가버 특징 벡터를 이용한 눈 검출 방법에 관한 관련 연구에 대해 설명하고 III장에서는 제안한 다중 해상도 눈 검출 방법을 기술한다. IV장에서는 실험을 통해 본 논문에서 제안하는 방법에 대해 검증한 결과를 서술하며, 마지막으로 V장에서는 본 논문에 대한 결론이 기술된다.

II. 관련 연구

본 절에서는 본 논문에서 제안하는 눈 검출 방법이 기반하고 있는 가버 특징 벡터 기반 눈 검출 방법에 대해 설명한다. 가버 특징 벡터 기반 눈 검출 방법은 2 단계로 구성된다. 첫단계는 눈 모델 번치를 구성하는 것이며, 다음 단계는 새 입력 얼굴 이미지에서 눈을 검출

하는 것이다. 먼저, 필요한 기술적 배경을 기술한 후에는 번치 모델 구성 단계 및 눈 검출 단계에 대해 설명한다.

1. 가버 웨이블렛, 가버젯 및 가버젯 유사도

본 논문에서 사용한 얼굴 이미지 특징점에서의 가버 특징 벡터는 얼굴 이미지 특징점에 대해, 가버 웨이블렛 커널과의 컨볼루션에 의해 얻어진 가버 웨이블렛 계수를 의미한다. 어떤 이미지 픽셀 위치에서에서의 가버젯(Gabor jet)은 이 픽셀에 대해 방향/주파수/위상에 따라 구성되는 각기 다른 가버 웨이블렛 커널들과의 컨볼루션에 의해 얻어진 가버 특징 벡터들의 셋트로 정의된다^[15]. 본 논문에서 사용한 가버 웨이블렛 커널은 다음과 같이 표현된다^[15].

$$W(x,y,\theta,\lambda,\varphi,\sigma) = e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(\vec{x} \cdot \vec{x})} e^{i\vec{k} \cdot \vec{k}} \quad (1)$$

여기서, $\vec{x} = (x,y)^t$ 이고 웨이브 벡터 \vec{k} 는 $\vec{k} = \left(\frac{2\pi\cos\theta}{\lambda}, \frac{2\pi\sin\theta}{\lambda}\right)^t$ 로 주어지며, 이 때 θ 는 웨이블렛의 방향을 λ 는 웨이블렛의 파장(주파수 역수에 비례)을 나타낸다. 또한 식(1)에서 σ 는 λ 에 비례하는 가우시안의 크기를 나타낸다. 본 논문에서는 식 (1)로 표현되는 가버 웨이블렛 커널에 대해 $\theta \in \left\{0, \frac{\pi}{8}, \frac{2\pi}{8}, \frac{3\pi}{8}, \frac{4\pi}{8}, \frac{5\pi}{8}, \frac{6\pi}{8}, \frac{7\pi}{8}\right\}$ 와 $\lambda \in \{4, 4\sqrt{2}, 8, 8\sqrt{2}, 16\}$, $\sigma = \lambda$ 의 40개 조합으로 나타나는 가버 웨이블렛 커널을 사용하였다. 본 논문에서는 실제적으로 가버 특징 벡터들은 다음과 같이 구하였다. 상기 40개 조합에 대한 가버 웨이블렛 커널을 실수부와 허수부로 나누고 각각을 이산화하여 80개의 가버 웨이블렛 마스크들을 만들고 이 j 번째 조합에 대한 실수부 및 허수부 가버 웨이블렛 마스크들과 이미지의 점 (x,y) 근방 각 점에서의 이미지 픽셀값(그레이값)들과 컨볼루션하여 j 번째 가버 특징 벡터 $J_j = \alpha_j + i\beta_j (j=1, \dots, 40)$ (여기서 $i \equiv \sqrt{-1}$)을 구하였다.

이때, 각 이미지의 점 (x,y) 에서의 가버젯 $\mathcal{J}(x,y)$ 은 $\mathcal{J}(x,y) = \{J_j; j=1, \dots, 40\}$ 으로 정의된다. 또한 각 복소 가버 웨이블렛 계수 J_j 은 $J_j = a_j e^{i\phi_j}$ (크기 a_j , 위상 ϕ_j)로 표현될 수 있다.

이미지의 점 (x_0, y_0) 에서의 각 복소 가버 웨이블렛 계수를 $J_j^0 = a_j^0 e^{i\phi_j^0}$ 라 하고, 이미지의 점 (x_0, y_0) 에서의 가버젯을 $\mathcal{J}^0(x_0, y_0) = \{J_j^0; j=1, \dots, 40\}$ 라 하면, 가버젯 \mathcal{J}

\mathcal{J}^0 사이의 가버젯 유사도 $S_\phi(\mathcal{J}, \mathcal{J}^0)$ 는 다음과 같이 정의된다^[15].

$$S_\phi(\mathcal{J}, \mathcal{J}^0) \equiv \frac{\sum_{j=1}^{40} a_j a_j^0 \cos(\phi_j - \phi_j^0)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{40} a_j^2 \sum_{j=1}^{40} (a_j^0)^2}} \quad (2)$$

다른 가버젯 유사도가 정의될 수 있지만^[15], 본 논문에서는, 가버젯의 크기뿐만 아니라 위상까지 고려한 식 (2)로 정의된 가버젯 유사도 $S_\phi(\mathcal{J}, \mathcal{J}^0)$ 를 사용한다. 가버 특징 벡터의 위상은 위치 변화에 매우 민감한 것으로 잘 알려져 있어 보다 정확한 눈 위치를 검출하는 데 필요하다.

2. 눈 모델 번치(Eye Model Bunch)

본 논문에서는 눈에 대한 가버 특징 벡터 모델을 다음과 같이 정의하고 이를 눈 모델 번치라 명명한다.

일정한 개수 n개의 모델 얼굴 이미지들에 대해서, 얼굴 크기, 방향 및 조명을 정규화한다(정규화 내용은 III.1.2절에 자세히 설명된다). n개의 정규화된 얼굴 이미지에서 눈을 수동으로 검출하고 이 눈(왼쪽 눈 또는 오른쪽 눈)에 대해 얻어진 가버젯, 이들 눈들의 평균 위치로 구성된 집합(set), 즉 {n개의 가버젯, '눈 평균 위치'}을 각 눈에 대한 눈 모델 번치라 정의한다. 이 '눈 모델 번치'는 EBGM^[15]에서 얼굴의 여러 특징점에 대해 가버젯과 위치를 구하고, 이들 가버젯과 특징점들의 좌표, 특징점들의 평균 위치들의 집합을 모델 번치 그래프라 한 것과 비슷한 개념이다.

눈 모델 번치를 만드는데 사용되는 모델 이미지는 다양한 얼굴 자세, 표정(감은 눈, 안경 등등을 포함하여), 눈의 응시 방향, 조명 등을 반영하여 고르게 선정하여야 다양한 얼굴 이미지에서도 눈 검출이 잘 되게 된다.

3. 가버젯 유사도 기반 눈 검출

가버젯 유사도를 이용한 눈 검출은 다음과 같이 수행된다. 정규화된 입력 얼굴 이미지 대해 왼쪽과 오른쪽 눈의 초기점에서 가버젯을 계산한다. 왼쪽과 오른쪽 눈의 초기 위치는 각 눈의 모델 번치의 눈 평균 위치를 사용한다. 다음, 초기 위치를 포함한 근방의 각 위치에서 가버젯을 구하고 눈 모델 번치에 등록되어 있는 각 가버젯과의 유사도를 구하여 가장 유사도가 높은 위치를 눈 위치로 결정한다.

그런데, 초기 위치 근방의 모든 위치에 대해 가버젯

을 구하는 것은 많은 계산 시간이 소요되므로 실시간 처리에 적합하지 않다. 따라서 [15]에서는 다음과 같이 빠른 계산 알고리즘을 제안하였다.

점 (x_0, y_0) 에서의 가버젯을 $J^0(x_0, y_0)$ 라 할 때, 점 (x_0, y_0) 에서 작은 변위 (dx, dy) 만큼 떨어진 점 $(x_0 + dx, y_0 + dy)$ 의 가버젯 $J(x_0 + dx, y_0 + dy)$ 와 눈 모델 번치에 등록되어 있는 가버젯 J^m 사이의 가버젯 유사도는 점 $(x_0 + dx, y_0 + dy)$ 에서의 가버젯 $J(x_0 + dx, y_0 + dy)$ 을 구하지 않고도, 점 (x_0, y_0) 에서의 가버젯을 $J^0(x_0, y_0)$ 을 이용하여 다음과 같이 근사적으로 구할 수 있다.

$$S_\phi(J^m, J) \approx \frac{\sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 \cos(\phi_j^m - (\phi_j^0 + \vec{d} \cdot \vec{k}_j))}{\sqrt{\sum_{j=1}^{40} (a_j^m)^2 \sum_{j=1}^{40} (a_j^0)^2}} \quad (3)$$

여기서, $\vec{d} \equiv (dx, dy)^t$ 이며, $J_j^m = a_j^m e^{i\phi_j^m}$, $J^m \equiv \{J_j^m; j = 1, \dots, 40\}$ 이다.

또한, 식 (3)을 최대로 하는 (dx, dy) 는 식 (4)와 같이 근사적으로 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix} &\approx \frac{1}{\Gamma_{xx}\Gamma_{yy} - \Gamma_{xy}\Gamma_{yx}} \begin{pmatrix} \Gamma_{yy} & -\Gamma_{yx} \\ \Gamma_{xy} & \Gamma_{xx} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Phi_x \\ \Phi_y \end{pmatrix} \\ \Phi_x &= \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jx} (\phi_j^m - \phi_j^0), \Phi_y = \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jy} (\phi_j^m - \phi_j^0) \\ \Gamma_{xx} &= \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jx} k_{jx}, \Gamma_{yy} = \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jy} k_{jy} \\ \Gamma_{xy} &= \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jx} k_{jy}, \Gamma_{yx} = \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jy} k_{jx} \end{aligned} \quad (4)$$

이제 초기 눈 위치 (x_0, y_0) 의 근방의 가버젯과 모델 번치의 가버젯 $J^m(m = 1, \dots, n)$ 사이의 가버젯 유사도를 최대로 하는 변위 (dx^m, dy^m) 을 구할 수 있다. 따라서 최종 눈 위치는 다음과 같이 결정된다.

$$(\hat{x}, \hat{y}) \equiv (x_0, y_0) + (dx^{\hat{m}}, dy^{\hat{m}}) \quad (5)$$

여기서, $(dx^{\hat{m}}, dy^{\hat{m}})$ 는 모든 가버젯 $J^m(m = 1, \dots, n)$ 에 대해 식 (4)로부터 구한 변위 (dx^m, dy^m) 중 가버젯 유사도를 최대로 하는 변위이다.

식 (3), (4)와 (5)를 이용한 계산은 매우 빠르며 초기 추정 눈 위치가 진짜 눈 위치에 가까우면 눈 검출의 성공률은 높다. 그러나 식 (3), (4)와 (5)는 작은 변위에 대해서 근사의 정확도가 높은 식이므로 초기 눈 위치 (x_0, y_0) 가 정확한 눈 위치에서 적지 않게 떨어져 있다면 식 (3), (4)와 (5)로 구해진 눈 검출은 정확도가 떨어질

수밖에 없다.

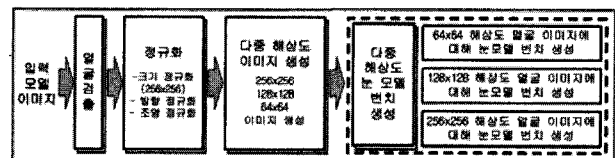
보통 초기 눈 위치는 EBGM^[15]에서 처럼 눈 모델 번치에서 구해진 평균 눈 좌표로 취해진다. 그런데, 모델의 얼굴 이미지들에 비해 자세, 눈 표정, 응시 자세, 조명들에 있어서 상당한 차이가 있는 새 입력 얼굴 영상의 경우에, 모델 이미지로부터 결정된 평균 눈좌표가 진짜 눈좌표의 가버 특징 벡터를 충분히 반영하지 못할 수 있다. 이 경우 식 (3), (4), (5)에 의한 눈좌표 검출 알고리즘은 진짜 눈좌표로 수렴하는 것을 보장하지 못한다.

본 논문에서는 식 (3), (4), (5)에 의한 기존의 눈좌표 검출 방법의 초기값 민감성을 해결하기 위해 초기값 추정을 개선하는 다중 해상도 접근을 제안한다. 제안 방법은 계산량의 큰 증가 없이 검출률을 크게 개선하였다. 그런데, 가버 특징 벡터가 조명에 덜 민감하다고 알려져 있지만 가버 특징 벡터 계산이 이미지 픽셀의 밝기 강도 값을 필요로 하기 때문에 사실상 조명에 영향을 받는다. 따라서 본 논문에서는 제안된 다중 해상도 접근 방식의 눈좌표 검출 방법이 조명에 더 강인할 수 있도록 새로운 조명 정규화 방법 또한 제시한다.

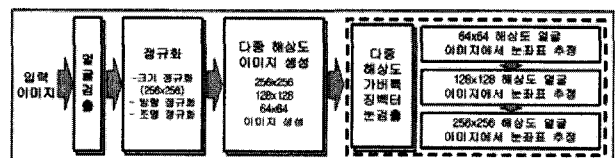
III. 다중 해상도 가버 특징 벡터 모델 기반 눈 검출

1. 제안한 다중 해상도 가버 특징 벡터 모델 기반 눈 검출 방법의 개요

본 논문에서 제안한 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈 검출 방법은 다중 해상도 모델링 및 다중스케일 눈 검출의 2단계로 구성된다(그림 1).



(a) 다중 해상도 모델링



(b) 다중 해상도 눈 검출

그림 1. 본 논문에서 제안한 다중 해상도 가버 벡터 기반 눈 검출 방법 단계

Fig. 1. The proposed eye localization method based on multi-scale Gabor feature vectors.

다중 해상도 모델링 단계는 다중 해상도 눈 모델 번치를 생성하며, 1) 얼굴 검출, 2) 정규화(크기, 방향, 조명), 3) 다중 해상도 이미지 생성, 4) 다중 해상도 가버 특징 벡터 눈 모델 번치 생성의 4과정으로 수행된다. 다중 해상도 눈 검출 단계는 온라인상에서 실시간으로 입력 영상에서 눈을 검출하며, 1) 얼굴 검출 2) 정규화(크기, 자세, 조명) 3) 다중 해상도 이미지 생성 4) 다중 해상도 가버 특징 벡터 눈 검출의 4과정으로 수행된다.

(1) 얼굴 검출

얼굴 검출은 OpenCV 라이브러리^[17]에서 제공한, Adaboost 기반 Viola-Jones의 얼굴 검출기^[18]를 사용하였다. 본 논문에서는 검출된 얼굴 크기에서 눈 근방의 영역을 충분히 포함시키기 위해 1.2배 정도 더 크게 잘라내고 이를 256×256 크기로 정규화하였다.

(2) 정규화

1) 기하학적 정규화

입력 영상에서 Adaboost 방법으로 검출된 얼굴은 카메라로부터 위치 및 자세가 다르기 때문에 얼굴의 크기는 일정하지 않으며 얼굴이 회전되어(rotation in plane) 똑바로 위치하지 않을 수 있다. 공평하고 효율적인 특징 추출을 위해, 얼굴에 대해 기하학적 정규화(크기 및 방향 정규화)가 필요하다. 크기 정규화는 간단한 과정이며, 본 논문에서는 얼굴 영상의 크기를 256(픽셀)×256(픽셀) 크기로 정규화하였다. 방향 정규화는 얼굴 이미지에서의 벨리와 에지 정보를 이용하여 얼굴이 회전된 틸트(tilt) 각도를 얻어낸 뒤 틸트 각도만큼 반대로 회전하여, 얼굴 방향을 똑바로 한다^[22]. 그림 2는 입력 영상에서 컬러인 경우 흑백으로 바꾸고 이 흑백 영상에서 얼굴을 검출한 뒤, 크기 및 방향 정규화 과정을 수행한 예를 보여준다.

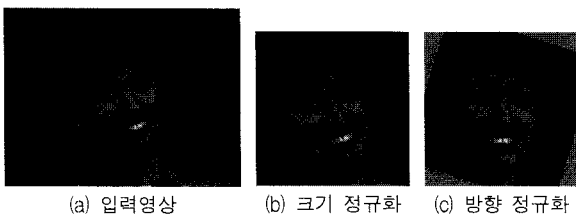


그림 2. 얼굴 크기 및 방향 정규화
Fig. 2. Face size and orientation normalization.

2) 조명 정규화

다양한 조명 환경에서도 눈 검출이 잘되기 위해서는

조명이 다양한 이미지들로 모델을 잘 선정할 필요가 있다. 하지만 모든 조명에 대해 모델을 구성하는 것은 어려우며, 만약 선정된 모델 이미지들의 조명 환경과 다른 이미지가 입력되는 경우에는 눈 검출의 성공이 쉽지 않게 된다. 따라서 조명 변화에 강인한 눈 검출이 되기 위해서는 조명에 비교적 독립적인 가버 특징 벡터를 추출하여야 한다. 이를 위해 얼굴 영상 이미지에 대해 조명의 영향을 줄이는 조명 정규화가 필요하다. 본 논문에서는 조명 정규화의 방안으로 anisotropic smoothing^[19]에 기반한 개선된 조명 정규화 기법을 제시한다.

본 논문에서 제시하는 조명 정규화 방법은 다음과 같다. 이미지 $I(x,y)$ 는 반사와 조명의 곱으로 표현된다^[20]. 즉, $I(x,y)=R(x,y)L(x,y)$ (여기서, $R(x,y)$ 은 반사(reflectance) 부분, $L(x,y)$ 은 조명(illumination)부분을 나타낸다).

반사 부분 $R(x,y)$ 은 조명에 독립적인 물체 고유의 특성을 나타내므로, 반사 $R(x,y)$ 에서 가버 특징 벡터를 추출하면, 이는 조명에 독립적인 가버 특징 벡터가 될 것이다.

본 논문에서 제시한 반사 $R(x,y)$ 을 이용한 조명 정규화는 다음과 같다.

이미지 $I(x,y)$ 로부터 반사 $R(x,y)$ 및 조명 $L(x,y)$ 을 구하는 것은 잘못 정의된 문제이다. 그러나 [19]에서는 조명 $L(x,y)$ 은 이미지 $I(x,y)$ 와 유사하고, 매끈하게 변화한다는 가정 하에 근사적으로 조명 $L(x,y)$ 을 다음의 비용 함수를 최소화하는 해로 구하였다.

$$J(L) = \iint_{\Omega} \rho(x,y)(L-I)^2 dx dy + \lambda \iint_{\Omega} (L_x^2 + L_y^2) dx dy \quad (6)$$

여기서, 첫 번째 항은 조명이 이미지와 유사하도록 제약하며, 두 번째 항은 조명의 매끈한 변화에 대한 제약 조건을 부과하는 것이다. 또한, Ω 는 이미지를 나타내고, λ 는 두 항의 상대적 중요도를 조절하며, $\rho(x,y)$ 는 매끈한 변화에 대한 제약 조건의 비등방성을 조절하는 파라미터를 나타낸다. 식 (6)에 대해 변분법의 오일러-랑그랑지 방정식을 이용하면, 식 (6)의 해(Solution) 조명 $L(x,y)$ 는 다음의 식 (7)을 만족한다.

$$L(x,y) + \frac{\lambda}{\rho(x,y)}(L_{xx}(x,y) + L_{yy}(x,y)) = I(x,y) \quad (7)$$

$$(L_{xx}(x,y) \equiv \frac{\partial^2 L}{\partial x \partial x}, L_{yy}(x,y) \equiv \frac{\partial^2 L}{\partial y \partial y})$$

식 (7)을 사각 격자에 대해 이산화 하면, 다음의 식 (8)을 구할 수 있다.

$$L_{i,j} + \lambda \left[\frac{1}{\rho_{i,j-1}} (L_{i,j} - L_{i,j-1}) + \frac{1}{\rho_{i,j+1}} (L_{i,j} - L_{i,j+1}) + \frac{1}{\rho_{i-1,j}} (L_{i,j} - L_{i-1,j}) + \frac{1}{\rho_{i+1,j}} (L_{i,j} - L_{i+1,j}) \right] = I_{i,j} \quad (8)$$

$(L_{i,j}, I_{i,j}$ 는 (i,j) 픽셀 위치에서의 $L(x,y)$ 및 $I(x,y)$ 의 값을 의미하며, $\rho_{i,j}$ 의 값은 보통 웨버 대비 (Weber's contrast)로 취한다. 즉, $\rho_{i,j} = \frac{\Delta I}{I} = \frac{|I_i - I_j|}{\min(I_i, I_j)}$)

식 (8)은 경계값 문제이며, $AL = I$ 형태의 대형 희소행렬(sparse matrix)방정식으로 표현된다. 식 (8)은 경계값 문제의 멀티그리드 해결 방법으로 수치적으로 풀 수 있다^[21]. 식 (8)을 풀어 조명 $L(x,y)$ 을 구한 후에, 반사 $R(x,y)$ 은 $I(x,y)/L(x,y)$ 로 구한다.

그런데, 이렇게 구한 반사 $R(x,y)$ 을 히스토그램으로 분석하면, 대체적으로 빈도수가 가장 많은 특정 픽셀값 중심으로 매우 좁게 분포한다. 공평한 정규화를 위하여 빈도수가 가장 많은 픽셀 값을 일정한 값(본 논문에서는 54)이 되도록 모든 픽셀 값을 이동하고, 이 후 이동된 히스토그램을 펼쳐 픽셀 값들이 넓게 분포하여 명암 대비가 잘 되도록 픽셀 값들을 3배로 스케일하였다.

그림 3은 이러한 조명 정규화 기법이 적용된 결과의 예들을 보여 준다.



그림 3. 본 논문에서 제안한 조명 정규화 처리 얼굴 이미지

Fig. 3. Face images processed in the proposed illumination normalize.

(3) 다중 해상도 이미지 생성

크기, 자세, 조명 정규화된 이미지를 가우시안 다운 샘플링하여 128×128 해상도, 64×64 해상도 이미지를 생성한다.

(4) 다중 해상도 눈 모델 번치 생성

다음과 같이 3종류 해상도의 눈번치 모델을 생성한다.

일정한 수 n개의 모델 얼굴 이미지에 대해 크기, 자세, 조명 정규화된 3종류 해상도 모델 얼굴 이미지에 대해, 먼저 256×256 해상도의 정규화된 n개의 이미지에 대해, 수동으로 찾아낸 눈에 대해 II.1절의 80개 가버 웨이블릿 마스크를 사용한 컨볼루션 작업의 결과로 얻어진 가버젯으로 구성된 눈 모델 번치를 만든다. 다음, 256×256를 다운샘플링하여 얻어진 128×128 얼굴 이미지들과 이를 다시 다운샘플링한 64×64 얼굴 이미지들에 대해서도 같은 작업을 수행하여 눈 모델 번치를 만든다. 128×128 및 64×64 해상도의 눈 모델 번치의 눈 평균 위치는 원래의 256×256 해상도에서의 눈 평균 위치들을 다운 샘플링하여 얻는다. 따라서 눈 모델 번치는 256×256, 128×128, 64×64의 3종류가 오프라인으로 제작된다.

(5) 다중 해상도 눈 검출

그림 1의 다중 해상도 눈 검출 단계에서의 과정 1) 얼굴 검출 2) 정규화(크기, 자세, 조명) 3) 다중 해상도 이미지 생성 4) 다중 해상도 가버 특징 벡터 눈검출 중 1), 2), 3) 과정은 눈 모델 번치 생성 단계와 동일하다. 여기서는 4) 다중 해상도 가버 특징 벡터 눈 검출에 대해 설명한다.

먼저, 정규화된 256×256 해상도 얼굴 이미지를 가우시안 다운샘플링하여 얻어진 64×64 얼굴 이미지에 대해 64×64 모델 번치에 있는 평균 눈 위치를 찾고자 하는 눈의 초기 위치로 하여, 64×64 모델 번치에 대해 II.3절 가버 유사도 계산 및 최적 위치 추정에 관한 식 (3), (4), (5)를 적용하여 최적 눈 위치를 추정한다(그림 4(a)). 이 후 이 추정된 눈 위치를 128×128 얼굴 이미



(a) 64x64 영상에서 눈의 대략적인 위치 추정



(b) 128x128 영상에서 더욱 정교한 눈 위치 추정



(c) 256x256 영상에서 눈의 최종적 위치 확정

그림 4. 다중스케일 눈 검출

Fig. 4. Processes in Multi-Scale Eye localization method.

지에 대해 스케일링한 후에 이를 128×128 이미지에서의 눈의 초기 위치로 간주하고 128×128 눈 모델 번치에 대해 다시 식 (3), (4), (5)를 적용하여 128×128 이미지에서의 최적 눈 위치를 추정한다(그림 4(b)). 다시 이 눈 위치를 256×256 이미지에 대해 스케일링한 후, 256×256에서의 초기 눈 위치로 간주하고 256×256 눈 모델 번치에 대해 식 (3), (4), (5)를 적용하여 최종적으로 눈 위치를 확정한다(그림 4(c)). 256×256 크기로 정규화된 얼굴 이미지에 대해 구한 눈 위치는 원래 이미지에서의 좌표로 변환되게 되며, 이로써 원래 입력 영상에서의 눈 위치가 확정된다.

그림 4는 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈 검출 방법에 의해 각 해상도에서의 눈 검출의 과정을 보여준다. 그림 4에서 ×로 표기된 점은 초기 위치, ○으로 표기된 점은 Π_3 절의 가버젯 유사도 기반 눈 검출 방법에 따라 추정된 눈 위치를 나타낸다. 64×64 영상에서의 추정 눈이 128×128 영상에서 초기 위치로 사용되었으며, 128×128 영상에서 추정된 눈이 256×256 영상에서의 초기 위치가 되었음을 볼 수 있다. 그림 4에서 보면 점차 눈의 초기 위치가 최종 진짜 눈 위치에 가깝게 수렴하게 됨을 알 수 있다. 따라서 가버 특징 벡터 기반 눈 검출의 취약점인 초기 위치 민감성을 본 논문의 다중 해상도 기반 방법에서는 다중 해상도 접근 방법을 통해 최종적으로 초기 위치를 진짜 눈 위치에 가깝도록 위치시킴으로서 해결하였다.

IV. 실험 및 결과 분석

1. 실험 환경

본 논문의 실험에 사용한 얼굴 데이터베이스는 IMM, FERET, BioID, JAFFE, CMU PIE의 총 5가지이다.

첫 번째 얼굴 데이터베이스인 IMM 얼굴 데이터베이스^[23]는 남자33명, 여자 7명씩 40명의 사람으로 총 240장으로 구성되어 있으며 한 사람당 각기 다른 얼굴 자세, 다른 조명 환경, 다른 얼굴 표정 등 6장의 이미지로 구성되어 있다. 각 이미지는 JPEG포맷으로 해상도는 640×480이다. 그림 5는 IMM 얼굴 데이터베이스의 샘플 얼굴 이미지들을 보여 준다.

두 번째 얼굴 데이터베이스인 FERET (Face Recognition Technology) 얼굴 데이터베이스^[24]는 884명의 사람으로 총 8525장으로 구성되어 있으며, 해상도는 256×384의 흑백 이미지이다. 제안한 방법을 테스트



그림 5. IMM 얼굴 데이터베이스 샘플
Fig. 5. Some face images of the IMM face database.



그림 6. FERET 얼굴 데이터베이스 샘플
Fig. 6. Some face images of the FERET face database.



그림 7. BioID 얼굴 데이터베이스 샘플
Fig. 7. Some face images of the BioID face database.



그림 8. JAFFE 얼굴 데이터베이스 샘플
Fig. 8. Some face images of the JAFFE face database.

하기 위해서 정면 보통 표정 이미지인 'Fa' 중 랜덤하게 선택하여 499장을 사용하였다. 그림 6은 FERET 얼굴 데이터베이스의 샘플 얼굴 이미지들을 보여 준다.

세 번째 얼굴 데이터베이스인 BioID 얼굴 데이터베이스^[25]는 1521장의 흑색 정면 이미지로 384×286의 해상도로 구성되어 있다. 이 데이터베이스는 다양한 조명과 얼굴 크기, 복잡한 배경을 가지고 있다. BioID 얼굴 데이터베이스는 상반신 얼굴 데이터베이스 중 복잡한 배경을 가지지 않은 데이터베이스보다 더 눈 검출이 어렵다고 간주된다^[7]. 그림 7은 BioID 데이터베이스의 샘플 얼굴 이미지들을 보여 준다.

네 번째 얼굴 데이터베이스인 JAFFE 얼굴 데이터베이스^[26]는 213장의 흑색 정면 이미지로 256×256의 해상도로 일본 여성의 다양한 표정으로 구성되어 있다. 그림 8은 JAFFE 데이터베이스의 샘플 얼굴 이미지들을 보여 준다.

다섯 번째 얼굴 데이터베이스인 CMU PIE(Pose,

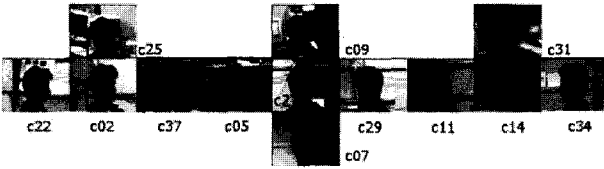


그림 9. CMU PIE 얼굴 데이터베이스 샘플
Fig. 9. Some face images of the CMU PIE face database.



그림 10. 눈 검출 성공 판정 기준 $d_{eye} < 0.05$ 에 대해 실패한 사례($0.05 < d_{eye} < 0.051$)
Fig. 10. Failure cases when $d_{eye} < 0.05$

(Illumination, and Expression) 얼굴 데이터베이스^[27]는 41,368장의 JPEG 컬러 이미지로 640×486 의 해상도를 구성되어 있다. 68명의 인물에 대해, 13개의 자세, 43개의 조명 조건, 4개의 표정으로 찍었다. 그림 9는 CMU PIE 데이터베이스의 샘플 이미지들을 보여 준다.

눈 검출의 성공 판정 여부는 [9]에서 제안한 성공 판정 기준치도를 사용한다.

$$d_{eye} = \frac{\max(\|C_l - \tilde{C}_l\|, \|C_r - \tilde{C}_r\|)}{\|C_l - C_r\|} \quad (9)$$

여기서, C_l , C_r 은 수동으로 검출된 왼쪽과 오른쪽 눈 위치이며 \tilde{C}_l , \tilde{C}_r 은 눈 검출 알고리즘에 의해 추정된 왼쪽과 오른쪽 눈 위치이다. 식 (9)를 이용한 성공판정 기준은 이미 여러 연구들^[7~8, 10~14]에서 사용되었다. 그림 10에서처럼 $d_{eye} < 0.05$ 의 경우가 눈이 눈동자 안에 매우 정확히 맺힌 경우에만 성공으로 판정하므로 눈 성공 판정 기준으로 적당하다.

참고로 눈 검출 성공판정 기준치도 d_{eye} 값은 단지 성공 판정 기준일 뿐, d_{eye} 의 값에 변화에 따른 소요시간의 변동은 전혀 없다.

본 논문의 실험에서 사용된 PC의 사양은 인텔 코어2 듀어 콘로 E6600(4MB L2 캐쉬, 2.4GHz@3.24 GHz), 메인 메모리는 2GB(DDR2-667)이다. 본 논문에서는 제안한 알고리즘의 실험에는 듀얼 코어 중 하나의 CPU만을 이용하였다.

2. 실험 결과

본 논문에서 제안한 눈 검출 방법의 효율성을 평가하기 위해 1) 가버 특징 벡터 기반 기존 방법들과의 비교, 2) 눈 검출 방법에 대한 기존 연구 결과들과의 비교, 3) 조명 및 자세에 대한 강인성 분석의 세 가지 종류의 실험을 수행하였다.

각 실험의 데이터는 동일한 실험을 100번 수행한 후에 평균한 값이다. 가버 특징 벡터를 이용한 눈 검출 방법에서는 눈 모델 번치를 먼저 제작하여야 한다. 따라서 적합한 모델 이미지의 선정은 매우 중요하다. 그러나 본 논문에서는 특정 모델 이미지들의 선정에 따른 눈 검출률 상승의 이점과 상관없는 일반적인 결과를 보기 위해 눈모델 번치를 구성하는 데 필요한 모델 이미지를 매 실험마다 각 데이터베이스에서 최대 10%까지 랜덤하게 선정하였다. 또한 테스트 이미지들은 해당 얼굴 데이터베이스에 모델 이미지로 사용된 것을 제외 한 이미지들을 사용하였다.

각 실험들에서 먼저 얼굴 검출을 수행하여야 하는 데, 본 논문이 사용한 OpenCV 라이브러리^[17]의 Viola-Jones의 얼굴 검출기^[18]에 의한 얼굴 검출로 BioID 데이터베이스의 경우 1521장중에서 9장이, CMU PIE의 경우 -45° , -22.5° , $+45^\circ$ 의 자세 각 68장중 2장씩이 얼굴 검출에 실패하였다. 실패한 경우 눈 검출 시에도 실패한 것으로 계산되었다. FERET의 499장, IMM의 240장, JAFFE 213 장, Bern의 150장은 모두 얼굴 검출에 성공하였다.

(1) 실험 1;

가버 특징 벡터 기반 기존 방법들과의 비교

첫 번째 실험에서는 기존 가버 특징 벡터를 이용한 눈 검출 방법(기존 방법), 그리고 근사식을 이용하지 않고 초기점 근방($20 \text{ pixels} \times 20 \text{ pixels}$)의 모든 위치에 대하여 가버젯을 구한 뒤 눈 모델 번치내의 가버젯들과 비교하여 제일 유사도가 높은 위치를 눈 위치로 확정하는 전체 검색 눈 검출 방법(전체검색 방법), 본 논문에서 제안한 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈 검출 방법(다중 스케일 방법), 본 논문에서 제안한 조명 정규화 전처리까지 한 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈 검출 방법(제안한 방법) 등 총 4가지 눈 검출 방법에 대해 성공률 및 눈 검출 속도를 비교하였다.

표 1은 위에서 언급한 총 4가지 눈 검출 방법들에 대해 눈 검출 성공 판정 기준 $d_{eye} < 0.05$ 을 사용한 눈 검출 성공률과 눈 검출 소요 시간을 비교한 첫 번째 실험의 결과이다. 여기서의 눈 검출 소요 시간은 얼굴 이미지

표 1. 기존 가버 특징 벡터 기반 눈 검출 방법들과 제안한 눈 검출 방법 비교($d_{eye} < 0.05$)

Table 1. Comparisons of the proposed eye localization method with other three eye localization methods.

얼굴 DB (모델이미지 개수/테스트 이미지개수)	사용된 방법	성공률(%)	소요시간 (ms)
IMM (24/216)	기존 방법	79.03	0.90
	전체검색 방법	92.27	118.00
	다중스케일방법	93.50	2.33
	제안한 방법	96.23	21.94
FERET (49/450)	기존 방법	71.60	1.01
	전체검색 방법	90.22	240
	다중스케일방법	87.09	2.59
	제안한 방법	96.90	22.2
BioID (80/1441)	기존 방법	70.15	1.10
	전체검색 방법	85.71	339
	다중스케일방법	89.75	2.94
	제안한 방법	95.67	22.55
JAFPE (21/192)	기존 방법	86.19	0.90
	전체검색 방법	97.50	99.8
	다중스케일방법	97.93	2.29
	제안한 방법	99.70	21.9



(a) 기존 눈 검출 방법의 실패 사례



(b) 제안한 눈 검출 방법의 성공 사례

그림 11. 기존 눈 검출 방법에 대해 제안한 눈 검출 방법의 성공 사례 비교(IMM DB)

Fig. 11. Comparison between single-scale eye localization method and the proposed multi-scale eye localization method(IMM DB) ($d_{eye} < 0.05$; IMM DB).

의 기하학적 정규화를 마친 이후부터 눈 검출까지 걸린 시간이다.

그림 11의 경우는 기존 가버 특징 벡터를 이용한 눈 검출방법에 대해 본 논문에서 제안한 다중 해상도 가버 특징 벡터 이용 눈 검출 방법의 성공 사례들을 보여준다.

표 1의 실험 결과를 통해, 본 논문이 제안한 다중 해상도 접근 방법만의 눈 검출 방법(다중 스케일 방법)이 기존 눈 검출 방법 보다는 검출 소요 시간은 크게 증가시키지 않으면서 눈 검출 성공률을 개선하였고, 전체 검색 눈 검출 방법 보다는 검출 소요시간은 매우 적으

면서 성공률은 뒤떨어지지 않음을 확인할 수 있다. 또한, 본 논문에서 제안한 조명 정규화를 추가적으로 수행한 방법(제안한 방법)의 경우에, 검출 소요 시간은 증가하지만 성공률은 크게 개선됨을 보여준다.

(2) 실험 2;

눈 검출 방법에 대한 기존 연구 결과들과의 비교 표 2는 제안한 눈 검출 방법과 본 논문의 결과와 기존 눈 검출 연구들^[7, 9~14]을 비교한 결과이다.

표 2의 기존 연구들의 눈 검출 성공률들은 해당 논문에서 발췌한 것이다. 표 2에서는 BioID, JAFFE 및 FERET 얼굴 데이터베이스만 비교에 사용되었는데, 이는 기존 연구들과 공통적으로 사용되는 얼굴 데이터베이스 중 본 논문에서 이용할 수 있었던 얼굴 데이터베이스가 BioID, JAFFE, 및 FERET 뿐이었기 때문이다.

이들 기존 연구에서는 영상 크기 정규화의 기준과 검출 소요시간 등에 대한 기술은 없다.

표 2에 보인 실험 결과는 본 논문에서 제안한 다중 해상도 가버 특징 벡터 기반 눈 검출방법이 BioID와 JAFFE에 대해 다른 기존 눈 검출 알고리즘들과 비교하여 보다 나은 성능을 보이고 있음을 볼 수 있다.

표 2. 제안한 눈 검출 방법과 기존 연구에서 보고된 눈 검출 방법의 비교

Table 2. Comparisons of the proposed method with other methods in the literature (N/A ; Not Available).

사용된 방법 (성공판정기준)	BioID(%)	JAFFE(%)	FERET(%)
[7] ($d_{eye} < 0.25$)	94.81	97.18	N/A
[9] ($d_{eye} < 0.10$)	80.0	N/A	N/A
[10] ($d_{eye} < 0.10$)	91.78	99.53	N/A
[11] ($d_{eye} < 0.05$)	51.0	N/A	N/A
[12] ($d_{eye} < 0.05$)	62.0	N/A	67.7
[13] ($d_{eye} < 0.10$)	93.0	100	N/A
[14] ($d_{eye} < 0.10$)	N/A	98.6	N/A
제안한 방법 ($d_{eye} < 0.05$)	95.67	99.70	96.90

(3) 실험 3; 조명 및 자세에 대한 강인성 분석

실험 1 및 2에서 사용한 얼굴 데이터베이스들은 자세, 조명, 표정 등이 비교적 다양한 편이다. 따라서 본 논문에서 제안한 다중 해상도 가버 특징 벡터 기반 눈 검출 방법이 자세, 조명, 표정 등에 대해 어느 정도 강인하다는 것을 알 수 있다. 그러나 본 논문 제안 방법에

표 3. 본 논문에서 제안한 눈 검출 알고리즘의 조명에 대한 강인성 분석 (CMU PIE 데이터베이스)
Table 3. Illumination Robustness of the proposed method ($d_{eye} < 0.10$).

조명위치 방법	Full Left	Half Left	Front	Half Right	Full Right
[13]	92.6	98.5	100	97.1	94.1
제안 방법	96.18	99.28	98.24	97.71	95.37

표 4. 본 논문에서 제안한 눈 검출 알고리즘의 자세에 대한 강인성 분석 (CMU PIE 데이터베이스)
Table 4. Pose Robustness of the proposed method. ($d_{eye} < 0.10$)

자세(°) 방법	-45°	-22.5°	0°	+22.5°	+45°
[13]	77.9	97.1	100	98.5	75
제안 방법	83.68	92.53	99.90	98.71	89.03

대한 보다 분명한 조명 및 자세에 대한 강인성을 분석하기 위하여, 세 번째 실험에서는 보다 심한 조명 및 자세의 변화를 갖는 CMU PIE 데이터베이스에 대해서 본 논문에서 제안한 눈 검출 방법의 자세 및 조명에 대한 강인성을 실험하고, 기존 연구결과와 비교하였다.

표 3의 실험 결과는 정면 자세에 대해, 조명이 완전 좌측 조명, 부분 좌측 조명, 정면 조명, 부분 우측 조명, 완전 우측 조명 등 각각 68장으로 구성된 CMU PIE 얼굴 데이터베이스에 대해 본 논문의 제안 눈 검출 방법으로 테스트 하여 얻은 결과이다.

눈 모델 번치는 매번 IMM, FERET, BioID, JAFFE 등의 4개 데이터베이스에서 각각 15장씩 랜덤하게 선정하여 총 60장으로 구성하였다. 표 3에서 [13]의 결과는 논문 [13]에 보고된 실험 결과를 취한 것이다.

표 3의 실험 결과는 본 논문에서 제안한 눈 검출 방법이 조명에 강인하다는 것을 보여준다.

표 4에서 본 논문의 제안 알고리즘에 대한 실험 결과는 배경 조명만 있는 경우에 대해, -45°, -22.5°, 0°, +22.5°, +45° 의 5개 자세에 대해서 각각 68장으로 구성된 CMU PIE 얼굴 데이터베이스에 대해 제안 눈 검출 방법으로 테스트 하여 얻은 결과이다.

눈 모델 번치는 기존 IMM, FERET, BioID, JAFFE 등의 4개 데이터베이스에는 상기 CMU PIE와 같은 다양한 자세의 얼굴 이미지가 부족하므로 테스트 이미지가 잘 반영되는 눈 모델 번치를 구축할 필요가 있어 매번 실험 시에 각 자세별로 랜덤하게 6장씩, 총 30장으로 눈 모델 번치를 구성하였다. 눈 검출 테스트에 사용된 이미지는 모델 구성에 사용된 6장을 제외한 62장씩

이다. 표 4에서 [13]의 결과는 논문 [13]에 보고된 실험 결과를 취한 것이다.

표 4에서, 자세가 많이 틀어진 경우인 -45°, -22.5° 및 +45° 자세에서 다른 경우보다 비교적 성공률이 낮은 이유의 하나는 각 자세에서 얼굴 검출이 안 된 경우(각각 자세에 대해 각각 2장 씩)도 눈 검출 실패로 간주하여 계산한 결과 값이기 때문이다.

표 4의 실험 결과는 본 논문에서 제안한 눈 검출 방법이 자세에 대해서 강인하다는 것을 잘 보여준다.

V. 결 론

본 논문에서는 다중 해상도 가버 특징 벡터를 이용한 눈 검출 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 EBGM 등에 사용되었던 기존 가버 특징 벡터 기반 눈 검출 방법이 초기값에 민감한 문제점을 다중 해상도 접근 방법을 이용하여 눈 검출 소요 시간의 큰 증가를 초래하지 않으면서 성능을 개선시켰다. 또한, 조명에 강인한 효과적인 조명 정규화 기법을 제시하고, 이를 다중 해상도 접근 방법의 전단계에 추가적으로 적용함으로써, 눈 검출 성공률을 더욱 개선하였다. 실험을 통해 본 논문이 제안한 눈 검출 방법은 기존 눈 검출 방법들에 비해 정확도가 높은 방법이며, 조명 및 자세에 대해서도 강인한 방법임을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] S. Z. Li and A. K. Jain, *Handbook of Face Recognition*, Springer, 2004.
- [2] P. Wang, M. B. Green, Q. Ji, and J. Wayman, "Automatic Eye Detection and Its Validation," *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005 IEEE Computer Society Conference, vol.3, pp.164-172, June 2005.
- [3] P. Campadelli, R. Lanzarotti, G. Lipori, "Eye localization: a survey," *The Fundamentals of verbal and non verbal communication and the biometrical issues*. Editors. A. Esposito, E. Keller, M. Marinaro, M. Bratanic. NATO Science Series, 2006
- [4] A. L. YuiUe, P. W. Hallinan and D. S. Cohen, "Feature extraction from faces using deformable templates," *Int. J. Computer Vision*, vol. 8, no. 2, pp. 104-109, June 1989.
- [5] B. Moghaddam and A. Pentland, "Probabilistic visual learning for object representation," *IEEE*

- Trans. PAMI, vol. 19, no. 7, pp. 696-710, 1997.
- [6] T. Kawaguchi, D. Hidaka, and M. Rizon, "Robust Extraction of Eyes From Face," 15th Int'l Conf. on Pattern Recognition, vol. 1, pp. 1109-1114, Sept. 2000.
- [7] H. Zhou and X. Geng, "Projection Functions for Eye Detection," Pattern Recognition, no. 5, pp. 1049-1056, May 2004.
- [8] Jiatao Song, Zheru Chi, Zhengyou Wang, and Wei Wang, "Locating Human Eyes Using Edge and Intensity Information," ICIC 2005, Part II, LNCS 3645, pp. 492-501, 2005.
- [9] O. Jesorsky, K. Kirchberg, and R. Frischholz, "Robust Face Detection Using the Hausdorff Distance," In: J. Bigun, F. Smeraldi Eds. Lecture Notes in Computer Science 2091, Springer, pp.90-95, Berlin, 2001.
- [10] X. Tang, Z. Ou, T. Su, H. Sun, and P. Zhao. "Robust Precise Eye Location by AdaBoost and SVM Techniques," Proc. Int'l Symposium on Neural Networks, pp. 93-98, 2005.
- [11] M. Hamouz, J. Kittler, J.K. Kamarainen, P. Paalanen, H. Kälviäinen, and J. Matas. "Feature-based affine invariant localization of faces," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 27, no. 9, pp. 1490-1495, 2005.
- [12] P. Campadelli, R. Lanzarotti, and G. Lipori, "Precise eye localization through a general-to-specific model definition," Proc. 17th conference organised by the British Machine Vision (BMVC 2006), 2006.
- [13] Z. Niu, S. Shan, S. Yan, X. Chen, and W. Gao, "2D Cascaded Adaboost for Eye Localization," 18th Int'l Conf. on Pattern Recognition, vol. 2, pp.1216-1219, Aug 2006.
- [14] Y. Ma, X. Ding, Z. Wang, and N. Wang, "Robust Precise Eye Location under Probabilistic Framework," Proc. 6th IEEE Int'l Conf. on Automatic face and Gesture Recognition (FGR'04), pp. 339-344, May 2004.
- [15] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kuiger, and C. von der Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions, vol. 19, pp. 775-779, July 1997.
- [16] J. K. Kamarainen and V. Kyrki, "Invariance Properties of Gabor Filter-Based Features Overview and Applications," IEEE Trans. Image Processing, vol. 15, no. 5, pp. 1088-1099, May 2006.
- [17] Open Source Computer Vision library;
<http://www.intel.com/technology/computing/opencv>
- [18] R. Lienhart and J. Maydt, "An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection," IEEE ICIP 2002, vol. 1, pp. 900-903, Sept 2002.
- [19] R. Gross and V. Brajovic, "An image preprocessing algorithm for illumination invariant face recognition," In Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication, vol. 2688, pp. 10-18, June 2003.
- [20] B. Horn, *Robot Vision*, MIT Press, 1998.
- [21] W. Press, et al., *Numerical Recipes in C*, Cambridge University Press, 1992.
- [22] 정진권, *자세와 표정변화에 강인한 눈 위치 검출에 관한 연구*, 홍익대학교 대학원 석사 논문, 2006.
- [23] IMM face database,
<http://www2.imm.dtu.dk/~aam>
- [24] FERET face database,
http://www.itl.nist.gov/iad/humanid/feret/feret_master.html
- [25] BioID Face Database,
<http://www.bioid.com/downloads/facedb/index.php>
- [26] JAFFE face database,
<http://www.mis.atr.co.jp/~mlyons/jaffe.htm>
- [27] CMU PIE face database,
http://www.ri.cmu.edu/projects/project_418.html

저 자 소 개



김 상 훈(학생회원)
 2006년 숭실대학교 정보통신전자
 공학과 학사 졸업.
 2006년~숭실대학교 전자공학
 석사과정.
 <주관심분야 : 생체 및 얼굴 인식,
 임베디드 컴퓨팅>



정 수 환(평생회원)
 1985년 서울대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1987년 서울대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 1998년~1991년 한국통신 전임
 연구원.
 1996년 University of Washington 박사 졸업.
 1997년~현재 숭실대학교 정보 통신전자공학부
 교수.
 <주관심분야 : 이동인터넷 보안, 네트워크 보안,
 VoIP보안, RFID/USN 보안>



정 선 태(정회원)
 1983년 서울대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1986년 미국 미시간대학교 전자
 및 컴퓨터 석사 졸업.
 1990년 미국 미시간대학교 전자
 및 컴퓨터 박사 졸업.

1999년~2006년 미국 매사추세츠 대학교
 전산과학과 방문 교수.
 1991년~현재 숭실대학교 정보 통신전자공학부
 교수.
 <주관심분야 : 생체인식, 영상감시, 임베디드 컴
 퓨팅>



조 성 원(평생회원)
 1982년 서울대 전기공학과 학사
 졸업.
 1992년 Purdue University 전기
 공학과 박사.
 2008년~현재 홍익대 전자전기
 공학부 교수.
 <주관심분야 : 인공지능, 생체인식, 지능형 시스
 템, 패턴인식>