
다중 스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈좌표 검출

Eye Localization based on Multi-Scale Gabor Feature Vector Model

김상훈*, 정선태*, 정수환*, 오두식**, 김재민**, 조성원**
송실대학교 정보통신전자공학부*, 홍익대학교 지능정보처리연구실**

Sanghoon Kim(hosuwa@ssu.ac.kr)*, Sun-Tae Chung(cst@ssu.ac.kr)*,
Souhwan Jung(souhwanj@ssu.ac.kr)*, Dusik Oh(odools@hongik.ac.kr)**,
Jaemin Kim(kim@hongik.ac.kr)**, Seongwon Cho(swcho@wow.hongik.ac.kr)**

요약

눈좌표 검출은 얼굴 인식 및 관련된 응용 분야 등에서 필요한 작업이다. 현재까지 보고된 대부분의 눈좌표 검출 방법은 성공적인 적용을 위해서는 여전히 정확도 및 검출 속도의 개선이 필요로 한다. 본 논문에서는 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반의 개선된 눈좌표 검출 방법을 제안한다. 제안된 방법은 먼저 다운샘플링된 입력 얼굴 이미지에서 초기 눈좌표에서의 가버 특징 벡터와 해당 스케일의 눈 모델 번치의 가버젯 유사도를 이용하여 눈좌표를 추정한다. 이후 추정된 눈좌표를 상위 스케일의 얼굴 이미지에서의 눈좌표 초기값으로 취하고 상위 스케일 얼굴 이미지에서 같은 방법으로 눈좌표를 찾으며, 이를 반복적으로 하여 최종적으로 원래 얼굴 이미지에서의 눈좌표를 확정한다. 실험을 통해, 본 논문에서 제안한 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈좌표 검출 방법이 계산량은 크게 증가시키지 않으면서 기존 연구들에서 보고된 다른 눈좌표 검출 방법에 비해 정확도가 개선된 검출 방법임을 확인하였다.

■ 중심어 : | 눈좌표 검출 | 가버 특징 벡터 | 눈 모델 번치 | 다중스케일 | 가버 웨이블릿 |

Abstract

Eye localization is necessary for face recognition and related application areas. Most of eye localization algorithms reported thus far still need to be improved about precision and computational time for successful applications. In this paper, we propose an improved eye localization method based on multi-scale Gabor feature vector models. The proposed method first tries to locate eyes in the downscaled face image by utilizing Gabor Jet similarity between Gabor feature vector at an initial eye coordinates and the eye model bunch of the corresponding scale. The proposed method finally locates eyes in the original input face image after it processes in the same way recursively in each scaled face image by using the eye coordinates localized in the downscaled image as initial eye coordinates. Experiments verify that our proposed method improves the precision rate without causing much computational overhead compared with other eye localization methods reported in the previous researches.

■ keyword : | Eye Localization | Gabor Features Vectors | Eye Model Bunch | Multi-Scale Approach | Gabor Wavelets |

* 본 연구는 송실대학교 교내연구비 지원으로 수행되었습니다.

1. 서론

얼굴인식이나 관련된 응용에서 눈좌표 검출은 필요하다. 얼굴 인식 시스템의 경우 얼굴이 입력 영상에서 검출되면 이를 일정한 사이즈로 정규화하는 것이 필요하다. 얼굴을 정규화하는 과정에서 눈은 가장 확실한 특징점이기 때문에 눈좌표 검출은 정규화 과정에 앞서 매우 중요한 과정이며[1], 눈좌표 검출의 에러가 얼굴 인식률에 크게 영향을 미치는 것은 잘 알려져 있다[2]. 따라서 최근 들어 눈좌표 검출에 대해 많은 연구가 진행되어 왔다 [3-8].

Kawaguchi 등 [3]은 분리필터(separability filter)와 휴-변환을 사용하여 눈의 홍채 부분을 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 홍채 부분 검출이므로 정확한 눈좌표 검출과는 다르다. Jesorsky 등 [4]은 모델과 검출 객체사이의 유사도로 하우스도르프(Housdorff) 거리를 채택하고 모델에 기반한 2단계(대략적 검출 및 정교한 검출) 눈좌표 검출 방법을 제안하였다. 이 논문은 이후의 눈좌표 검출 논문들에서 눈좌표 검출 성공 판정 기준으로 주로 사용하는 눈좌표 검출 성공 기준의 표준 측도를 제안하고 있다. 그러나 모델 구축에 시간이 비교적 많이 걸리며, 하우스도르프 거리 계산에 시간이 소요되므로 테스트 할 때에 시간이 비교적 많이 걸린다. Zhou와 Geng[5]은 눈좌표를 검출하기 위해 일반화된 이미지 투영함수를 고안하고 이에 기반한 눈좌표 검출 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 데이터를 이용한 모델 구축이 필요하지 않아 데이터베이스에 의존적이지 않다. 그러나 사용된 눈 기하학적 모델과 다른 눈의 경우(예; 찡그린 눈, 감은 눈, 안경 쓴 눈 등)에 정확한 눈좌표 검출에는 한계를 갖는다. Ma 등 [6]은 확률 프레임워크에 기반을 둔 눈좌표 검출 방법을 제안하였다. 이 방법에서는 먼저 대략적인 눈좌표 후보 지점들을 Ada-Boosting[9] 방법으로 찾은 후에 계산량 경감을 위해 서브샘플링하여 후보 수를 줄이고 왼쪽 눈 및 오른쪽 눈의 모든 가능한 두눈쌍(eye-pair)에 대해 정규화한 후 이들 쌍이 얼마나 진짜 두눈쌍에 가까울 지에 대한 확률을 계산하고 이러한 확률에 기반을 두어 최종적으로 정교한 눈좌표를 확정한다. 넓은 영역에서의 Ada-Boosting

분류기에 의한 눈좌표 검출은 시간이 비교적 많이 소모되며, 확률 계산이 정확하여야 한다. Campadelli 등 [7]은 적절히 선택된 하 웨이블릿 계수에 기반을 두어 훈련된 2단계 서포트 벡터 머신을 사용한 눈좌표 검출 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 하 웨이블릿 계수 선정이 복잡하고 서포트벡터머신 훈련에 비교적 시간이 많이 걸린다. Niu 등 [8]은 2단계 연속 AdaBoost 분류기를 훈련하고 이를 이용한 눈좌표 검출 방법을 제안하였다. AdaBoost 알고리즘에 기반을 둔 분류기는 훈련에 많은 시간이 소요되며, 눈좌표 검출시에 검색 영역이 넓으므로 시간이 많이 소요된다.

가버 특징 벡터를 이용한 눈좌표 검출 방법은 EBG(Elastic Bunch Graph Matching)[10][11] 등의 얼굴 인식 알고리즘에서 눈좌표 및 얼굴의 다른 특징점들을 추출하는데 사용되었다. 가버 특징 벡터는 왜곡, 회전, 조명 등에 대해 비교적 강인한 것으로 잘 알려져 있다 [12]. 가버 특징 벡터 기반 눈좌표 검출의 경우, 훈련된 모델들의 가버 특징 벡터와 입력된 영상의 초기점에서의 가버 특징 벡터들과의 상관관계를 이용하여 초기점을 개선하면서 눈좌표를 찾는다. 눈좌표의 초기점은 통상 모델 눈좌표들의 평균값으로 취한다. 그런데, 가버 특징 벡터를 이용한 특징점 검색은 초기값과 검색 범위에 따라 안정적인 눈좌표 검출률에 많은 영향을 미친다[10][11]. 검출률을 높이기 위해 검색 범위를 넓게 하면 계산량이 크게 증가한다.

본 논문은 가버 특징 벡터를 이용하여 계산량은 크게 증가하지 않으면서 검출률은 높은 개선된 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈좌표 검출 방법을 제안한다. 제안한 눈좌표 검출 방법은 기존 논문들의 방법에 비해 비교적 알고리즘이 간단하며 모델 구성 수행 시간 및 실시간 눈좌표 검출시에 알고리즘 수행 소요 시간이 적으며 검출률은 개선되었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 가버 특징 벡터를 이용한 눈좌표 검출 방법에 대해 설명하고 3장에서는 제안한 알고리즘을 기술한다. 4장에서는 실험을 통해 본 논문에서 제안하는 방법에 대해 검증한 결과를 서술하며, 마지막으로 5장에서는 본 논문에 대한 결론이 기술된다.

II. 가버 특징 벡터 기반 눈좌표 검출

1. 가버 웨이블렛, 가버젯 및 가버젯 유사도

본 논문에서 사용한 얼굴 이미지 특징점에서의 가버 특징 벡터는 얼굴 이미지 특징점에 대해 가버 웨이블렛 변환을 수행하여 얻어진 벡터이다. 각 이미지 픽셀에서 방향/주파수/위상에 따라 구성되는 각기 다른 가버 웨이블렛 커널과의 컨볼루션에 의해 얻어진 계수들(벡터)을 가버젯(Gabor jet)라 한다. 본 논문에서 사용한 가버 웨이블렛 커널은 다음과 같이 표현된다[11].

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

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 논문에서 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. 이상 40개 조합에 대한 가버 웨이블렛 커널을 실수부와 허수부로 나누고 각각을 이산화하여 가버 웨이블렛 마스크를 만들고 이 가버 웨이블렛 마스크와 이미지의 점 (x, y) 근방 각 점에서의 이미지 픽셀값(그레이값)들과 컨볼루션하여 얻어진 계수(복소수)들 $J_j = \alpha_j + i\beta_j (j=1, \dots, 40)$ (여기서 $i = \sqrt{-1}$)을 구하였다.

이 때, 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} 와 \mathcal{J}^0 사이의 가버젯 유사도 $S_\phi(\mathcal{J}, \mathcal{J}^0)$ 는 다음과 같이 정의된다 [10].

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

2. 눈 모델 번치(Eye Model Bunch)

일정한 개수 n개의 모델 얼굴 이미지들에 대해서, 얼굴을 찾은 후에 얼굴 자세를 똑바로 하며, 얼굴 크기를 동일한 크기로 하는 정규화를 수행한다. n개의 정규화된 얼굴에서 눈좌표를 수동으로 검출하고 이 눈좌표(왼쪽 눈 또는 오른쪽 눈)에 대해 얻어진 가버젯, 이들 눈좌표들의 평균 위치로 구성된 집합(set), 즉 {n개의 가버젯, '눈좌표 평균 위치'}을 각 눈에 대한 눈 모델 번치라 한다[그림 1]. 이 '눈 모델 번치'는 EBGMM[10][11]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 포즈, 표정(감은 눈, 안경 등등을 포함하여)과 조명에 반영하여 고르게 선정하여야 각종 다양한 얼굴 이미지에 대해서 눈좌표 검출이 잘된다.

3. 가버젯 유사도에 따른 눈좌표 검출

가버젯 유사도에 따른 눈좌표 검출은 다음과 같이 진행된다. 정규화된 새로운 얼굴 이미지 대해 왼쪽과 오른쪽 눈좌표의 초기점에서 가버젯을 계산한다. 왼쪽과 오른쪽 눈좌표의 초기 위치는 각 눈의 모델 번치의 평균 눈좌표를 사용한다. 다음, 초기 위치를 포함한 근방의 각 위치에서 가버젯을 구하고 눈 모델 번치에 등록되어 있는 각 가버젯과의 유사도를 구하여 가장 유사도가 높은 위치를 눈좌표로 결정한다.

그런데, 초기 위치 근방의 모든 위치에 대해 가버젯을 구하는 것은 많은 계산 시간이 소요되므로 실시간 처리에 적합하지 않다. 따라서 [10]에서는 다음과 같이 빠른 계산 방법을 제안하였다.

점 (x_0, y_0) 에서의 가버젯을 $\mathcal{J}^0(x_0, y_0)$ 라 할 때, 점 (x_0, y_0) 에서 작은 변위 (dx, dy) 만큼 떨어진 점 $(x_0 + dx, y_0 + dy)$ 의 가버젯 $\mathcal{J}(x_0 + dx, y_0 + dy)$ 와 눈 모델

번치에 등록되어 있는 가버셋 J^m 사이의 가버셋 유사도는 점 $(x_0 + dx, y_0 + dy)$ 에서의 가버셋 $J(x_0 + dx, y_0 + dy)$ 을 구하지 않고도 다음과 같이 근사적으로 구할 수 있다.

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

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 최대화 하는 (dx, dy) 는 식 (4)와 같이 근사적으로 구할 수 있다.

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

이제 초기 위치 눈좌표로부터 (x_0, y_0) 의 근방의 가버셋과 모델번치의 가버셋 $J^m (m=1, \dots, n)$ 사이의 가버셋 유사도를 최대화 하는 변위 (dx^m, dy^m) 을 구할 수 있다. 따라서 최종 눈좌표는 다음과 같이 결정된다.

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

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

식 (3), (4)와 (5)는 작은 변위에 대해서 잘 근사가 되는 식이므로 초기 눈좌표 위치 (x_0, y_0) 가 정확한 눈좌표에서 적지 않게 떨어져 있다면 (3), (4)와 (5)로 구해진 눈좌표 검출은 정확도가 떨어질 수밖에 없다.

III. 다중 스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈좌표 검출

1. 제안한 눈좌표 검출 방법의 개요

본 논문에서 제안한 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈좌표 검출 방법은 눈 모델 번치 제작 및 입력 영상에서의 눈좌표 검출의 2단계로 구성된다. 눈 모델 번치는 일정한 수 n 개의 모델 이미지에 대해 얼굴 이미지를 256×256 크기로 정규화하고(정규화 내용은 아래 3.3 절 참조), 이 정규화된 이미지에서 수동으로 찾아낸 눈좌표에 대해 식(1)의 가버 웨이블릿 변환을 적용하여 얻어진 가버셋으로 구성된 눈 모델 번치를 만든다. 또한, 256×256 를 다운샘플링하여 얻어진 128×128 얼굴 이미지들과 이를 다시 다운샘플링한 64×64 얼굴 이미지들에 대해서도 같은 작업을 수행하여 눈 모델 번치를 만든다. 따라서 눈 모델 번치는 256×256 , 128×128 , 64×64 의 3 종류가 오프라인으로 제작된다.

온라인상에서 실시간으로 입력 영상에서 눈좌표를 검출하는 절차는 1) 얼굴 검출 및 크기 정규화, 2) 얼굴 자세 정규화, 3) 다중스케일 눈좌표 검출의 과정으로 이루어진다.

2. 얼굴 검출 및 크기 정규화

눈좌표를 찾기 위해 입력 영상에서 얼굴을 먼저 검출하여야 한다. 얼굴을 검출하는 데에는 Ada-Boosting 알고리즘[9]을 이용하였다.

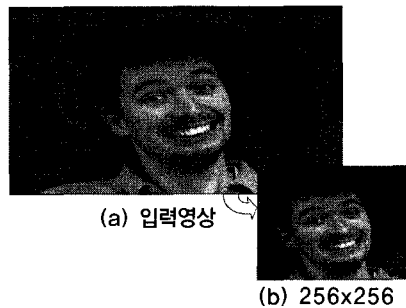


그림 1. 입력 영상에서 얼굴을 검출하고 정규화

입력 영상에서 Ada-Boosting 방법으로 검출된 얼굴 영상의 크기는 일정하지 않다. 특징 검출의 효율을 높이

기 위해서는 검출된 얼굴 영상의 크기를 일정하게 만드는 정규화 과정이 필요하다. 본 논문에서는 얼굴 영상의 크기를 256(픽셀)×256(픽셀) 크기로 정규화하였다.

[그림 2]는 입력 영상에서 컬러인 경우 흑백으로 바꾸고 흑백 영상에서 얼굴을 검출하고 256×256 크기로 정규화한 결과를 보여준다.

3. 얼굴 자세 정규화

입력 영상에서 Ada-Boosting 방법으로 검출된 얼굴 영상의 크기는 일정하지 않다. 특징 검출의 효율을 높이기 위해서는 검출된 얼굴 영상의 크기를 일정하게 만드는 정규화 과정이 필요하다. 본 논문에서는 얼굴 영상의 크기를 256×256 크기로 정규화 하였다. 또한 얼굴이 회전(rotation in plane)되어 있는 경우에 valley와 edge정보[3]를 사용하여 틸트각도를 얻어내어 얼굴이 회전(rotation in plane)되어 있는 경우, 얼굴자세를 똑바로 하였다[13].



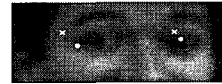
(a) 기울어진 영상 (b) 똑바로된 영상
그림 2. 얼굴 자세 정규화

4. 다중 스케일 눈좌표 검출

얼굴 회전각도(틸트각도)를 알아 낸 후 원래의 이미지를 이 회전 각도로 돌려 얼굴이 들어 있는 입력 이미지를 똑바로 한 후 이 똑바로 된 이미지에서 다시 얼굴을 찾은 후에 찾은 얼굴 부분을 256×256 이미지로 크기를 정규화한다. 이후 이 크기가 정규화된 얼굴 이미지를 다운샘플링하여 얻어진 64×64 얼굴 이미지에 대해 64×64 모델 번치에 있는 평균 눈좌표를 초기 위치로 하여, 64×64 모델 번치에 대해 2.3절 가버유사도 계산 및 최적 위치 추정에 관한 식 (3), (4), (5)를 적용하여 최적 눈좌표를 추정한다[그림 3(a)]. 이 후 이 추정된 눈좌표를 128×128 얼굴 이미지에 대해 스케일링한 후에 이를 초기 위치로 간주하고 128×128 모델 번치에 대해 다시 식(3),

(4), (5)를 적용하여 128×128 이미지에서의 최적 눈좌표를 추정한다[그림 3(b)]. 다시 이 눈좌표를 256×256 이미지에 대해 스케일링 한 후, 256×256 에서의 초기 위치로 잡아 256×256 모델 번치에 대해 식 (3), (4), (5)를 적용하여 최종적으로 눈좌표를 확정한다[그림 3(c)]. 256×256 크기로 정규화된 얼굴 이미지에 대해 구한 눈좌표는 원래 이미지에서의 좌표로 변환되게 되며, 이로써 원래 입력 영상에서의 눈좌표가 확정된다.

[그림 3]은 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈좌표 검출 방법에 의해 각 해상도에서의 눈좌표 검출의 예를 나타낸다. [그림 3]에서 ×로 표기된 점은 초기 위치, ○으로 표기된 점은 2.3절의 가버젯 유사도 기반 눈좌표 검출 방법에 따라 추정된 눈좌표 위치를 나타낸다. 64×64 영상에서의 추정 눈좌표가 128×128 영상에서 초기 위치로 사용되었으며, 128×128 영상에서 추정된 눈좌표가 256×256 영상에서의 초기 위치가 되었음을 볼 수 있다.



(a) 64x64 영상에서 눈의 대략적인 위치 추정



(b) 128x128 영상에서 더욱 정교한 눈 위치 추정



(c) 256x256 영상에서 눈의 최종적 위치 확정

그림 3. 다중스케일 눈좌표 검출

IV. 실험 및 결과 분석

1. 실험 환경 및 실험 방법

본 논문에서 제안한 눈좌표 검출방법의 효율성을 평가하기 위해 두 가지 실험을 수행하였다. 첫 번째 실험에서는 기존 가버 특징 벡터를 이용한 눈좌표 검출 방법과 본 논문에서 제안한 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈좌표 검출 방법 그리고 근사식을 사용하지 않고 초기 점 근방(20 pixels×20 pixels)의 모든 위치에 대하여 가

버젯을 구한 뒤 모델들과 비교하여 제일유사도가 높은 곳을 눈좌표로 확정하는 전체 검색 눈좌표 검출 방법 등 총 3가지 검출 방법에 대해 성공률 및 눈좌표 검출 속도를 비교하였다. 두 번째 실험에서는 기존 연구들의 눈좌표 검출 방법과 본 논문에서 제안한 방법의 성공률을 비교하였다[4-8].

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.

또한, 본 논문의 실험에 사용한 얼굴 데이터베이스는 IMM, FERET, BioID와 JAFFE의 총 4가지이다.

첫 번째 얼굴 데이터베이스인 IMM 얼굴 데이터베이스[14]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 4]는 IMM 얼굴 데이터베이스의 샘플 이미지들을 보여 준다.



그림 4. IMM 얼굴 데이터베이스 샘플

두 번째 얼굴 데이터베이스인 FERET(Face Recognition Technology) 얼굴 데이터베이스[15]는 884명의 개인과 225중복된 이미지 셋으로 총 8525장으로 구성되어 있으며, 해상도는 256×384의 흑백 이미지이다. 제안한 방법을 테스트하기 위해서 정면에서 표정이 없는 이미지인 'fa'만 488장을 사용하였다. [그림 5]는 FERET 얼굴 데이터베이스의 샘플 이미지들을 보여 준다.



그림 5. FERET 얼굴 데이터베이스 샘플

세 번째 얼굴 데이터베이스인 BioID 얼굴 데이터베이스

스[16]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 눈좌표 검출이 어렵다고 간주된다[5]. [그림 6]은 BioID 데이터베이스의 샘플 이미지들을 보여 준다.



그림 6. BioID 얼굴 데이터베이스 샘플

네 번째 얼굴 데이터베이스인 JAFFE 얼굴 데이터베이스[17]는 213장의 흑색 정면 이미지로 256×256의 해상도로 일본 여성의 다양한 표정으로 구성되어 있다. [그림 7]은 JAFFE 데이터베이스의 샘플 이미지들을 보여 준다.



그림 7. JAFFE 얼굴 데이터베이스 샘플

눈좌표 검출의 성공 판정 여부는 [4]에서 제안한 성공 판정 기준측도를 사용한다.

$$d_{eye} = \frac{\max(\|C_l - \tilde{C}_l\|, \|C_r - \tilde{C}_r\|)}{\|C_l - C_r\|} \quad (6)$$

여기서, C_l , C_r 은 수동으로 검출된 왼쪽과 오른쪽 눈좌표이며 \tilde{C}_l , \tilde{C}_r 은 눈좌표 검출 알고리즘에 의해 추정된 왼쪽과 오른쪽 눈좌표이다. (6)을 이용한 성공판정 기준은 이미 여러 연구에서 사용되었다[4-8].

가버 특징 벡터를 이용한 눈좌표 검출 방법에서 적합한 모델 이미지의 선정은 매우 중요하다. 그러나 본 논문에서는 임의의 모델 선정에 따른 눈좌표 검출률 상승의 이점과 상관없는 일반적인 결과를 보기 위해 첫 번째 얼굴 데이터베이스에 대해 24장, 두 번째 얼굴 데이터베이스에서는 48장, 세 번째 얼굴 데이터베이스에서는 70장,

네 번째 얼굴데이터베이스에서는 20장의 모델 이미지들을 매 실험마다 랜덤하게 선정하였다. 그리고 각 얼굴 데이터베이스에 대해 모델 이미지로 선정된 것은 제외하여 IMM에서는 216장을, FERET에서는 440장을, BioID에서는 1451장을 JAFFE에서는 193장으로, 총 100번을 반복 실험을 하여 성공률의 평균 및 장당 눈좌표 검출 소요 시간의 평균을 계산하였다. 여기서의 눈좌표 검출 소요 시간은 얼굴 이미지의 정규화를 마친 이후부터 눈좌표 검출까지 걸린 시간이다.

참고로 눈좌표 검출 성공판정 기준측도 d_{eye} 값은 단지 성공 판정 기준일 뿐, d_{eye} 의 값에 변화에 따른 소요 시간의 변동은 전혀 없다.

2. 실험결과

[표 1]은 기존 가버 특징 벡터를 이용한 눈좌표 검출방법(기존 방법)과 본 논문에서 제안한 눈좌표 검출방법(제안한 방법), 그리고 전체 검색 눈좌표 검출방법(전체 검색 방법) 총 3가지 눈좌표 검출 방법들에 대해 눈좌표 검출 성공 판정 기준 $d_{eye} < 0.07$ 을 사용한 눈좌표 검출 성공률과 눈좌표 검출 속도를 비교한 첫 번째 실험의 결과를 보여준다.

표 1. 기존 가버 특징 벡터 기반 눈좌표 검출 방법, 전체 검색 눈좌표 검출 방법 및 제안한 눈좌표 검출 방법의 비교

얼굴 데이터베이스 (성공판정기준)	사용된 방법	성공률(%)	소요시간 (ms)	모델이미지 개수
IMM ($d_{eye} < 0.07$)	기존 방법	84.82	0.90	24
	전체검색 방법	92.62	118	
	제안한 방법	94.05	2.33	
FERET ($d_{eye} < 0.07$)	기존 방법	81.06	1.01	48
	전체검색 방법	93.19	240	
	제안한 방법	92.96	2.59	
BioID ($d_{eye} < 0.07$)	기존 방법	74.31	1.10	70
	전체검색 방법	90.97	339	
	제안한 방법	93.93	2.92	
JAFFE ($d_{eye} < 0.07$)	기존 방법	92.48	0.90	20
	전체검색 방법	99.48	99.8	
	제안한 방법	99.63	2.29	

[그림 8]의 경우는 기존 가버 특징 벡터를 이용한 눈좌

표 검출방법에 대해 본 논문에서 제안한 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈좌표 검출 방법의 성공 사례들을 보여준다. [그림 9]의 경우는 IMM 데이터베이스에 대해, [그림 10]의 경우는 FERET 데이터베이스에 대해, [그림 11]의 경우는 BioID 데이터베이스에 대해, [그림 12]의 경우는 JAFFE 데이터베이스에 대해, 본 논문의 제안 방법이 성공한 사례들과 실패한 사례들을 각각 보여준다.

[표 1]의 실험 결과는 본 논문이 제안한 눈좌표 검출 방법이 기존 가버 특징 벡터를 이용한 눈좌표 검출 방법에 비해 검출 소요 시간의 증가는 크지 않으면서 성공률은 크게 개선되었으며, 전체 검색 눈좌표 검출 방법보다는 검출 소요시간은 매우 적으면서 성공률 또한 뒤떨어지지 않음을 잘 보여 주고 있다.

눈좌표 검출 성공 판정 기준 $d_{eye} < 0.07$ 은 아주 엄정한 눈좌표 검출 성공판정 기준측도로써, 눈좌표가 눈동자 안에 맺힌 경우에만 성공으로 판정한다는 것이다. [그림 9], [그림 10], [그림 11], [그림 12]에서 볼 수 있듯이 성공적으로 검출된 눈좌표들은 모두 눈동자 안에 맺혀 있으며, 진짜 눈좌표와 매우 유사하다.

표 2. 제안한 눈좌표 검출 방법과 기존 연구[4-8]에서 보고된 눈좌표 검출 방법의 비교

사용된 방법 (성공판정기준)	BioID에서의 성공률(%)	JAFFE에서의 성공률(%)
[4] ($d_{eye} < 0.25$)	91.8	-
[5] ($d_{eye} < 0.25$)	94.8	97.2
[6] ($d_{eye} < 0.10$)	-	98.6
[7] ($d_{eye} < 0.25$)	96.1	-
[8] ($d_{eye} < 0.10$)	93.0	100
ours ($d_{eye} < 0.25$)	98.8	100
ours ($d_{eye} < 0.10$)	96.4	100
ours ($d_{eye} < 0.07$)	93.9	99.6

[표 2]는 제안한 눈좌표 검출 방법과 기존 눈좌표 검출 연구들[4-8]을 비교한 두 번째 실험의 결과를 보여준다. [표 2]의 기존 연구들의 눈좌표 검출 성공률들은 해당 논문에서 발췌한 것이며, 이들 기존 연구에서는 검출 소요 시간에 대한보고는 없다.

[표 2]에 보인 두 번째 실험 결과는 본 논문에서 제안한 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈좌표 검출방법이 BioID와 JAFFE에 대해 다른 기존 눈좌표 검출 알고리즘과 비교하여 보다 나은 성능을 보이고 있음을 볼 수 있다.



(a) 기존 눈좌표 검출 방법의 실패 사례



(b) 제안한 눈좌표 검출 방법의 성공 사례

그림 8. 기존 눈좌표 검출 방법에 대해 제안한 눈좌표 검출 방법의 성공 사례 비교(IMM DB)



(a) 성공 시



(b) 실패 시

그림 9. IMM DB에서 눈 검출 사례들 ($d_{eye} < 0.07$)



(a) 성공 시



(b) 실패 시

그림 10. FERET DB에서 눈검출 사례들($d_{eye} < 0.07$)



(a) 성공 시



(b) 실패 시

그림 11. BioID DB에서 눈검출 사례들($d_{eye} < 0.07$)



(a) 성공 시



(b) 실패 시

그림 12. JAFFE DB에서 눈검출 사례들($d_{eye} < 0.07$)

두 번째 실험에서는 BioID와 JAFFE 얼굴 데이터베이스만 비교에 사용되었는데, 이는 기존 연구들과 공통적으로 사용되는 얼굴 데이터베이스 중 우리가 이용할 수 있었던 얼굴데이터베이스가 BioID와 JAFFE 뿐이었기 때문이다.

V. 결론

본 논문에서는 다중스케일 가버 특징 벡터 모델에 기반한 눈좌표 검출 방법을 제안하고, 제안한 방법의 효율성을 실험으로 검증하였다. 제안된 다중스케일 가버 특징 벡터 모델 기반 눈좌표 검출 방법은 EBGM 등에 사용되었던 기존 가버 특징 벡터 기반 눈좌표 검출 방법이 초기값에 민감한 점을 다중스케일 방법을 응용하여 개선한 눈좌표 검출 방법이다. 제안한 눈좌표 검출 방법은 검

출 소요 시간이 크게 증가하지 않으면서 기존 가버 특징 벡터 눈좌표 검출 방법의 성능을 개선하였을 뿐만 아니라, 기존 논문들의 다른 눈좌표 검출 방법에 비해서도 알고리즘이 비교적 간단하며 모델 구성 소요 시간 및 실제 눈좌표 검출 소요 시간은 크게 걸리지 않으면서 정확도는 개선하였다.

본 논문의 실험에서 각 사용 얼굴 데이터베이스마다 모델(눈 모델 번치) 구성은 랜덤하게 하였기 때문에 각 얼굴 데이터베이스별로는 모델 의존성이 배제되었으나, 한 얼굴 데이터베이스에서 구축한 모델은 다른 얼굴 데이터베이스에서 눈좌표 검출에 사용하지 않았기 때문에 어떻게 하면 보다 보편적인 모델 구성이 가능한 지에 대한 연구가 필요하다. 추후, 다양한 얼굴 데이터베이스를 이용하여 모델을 구성하고 본 논문에서 제시한 방법의 모델 의존성 및 보편적 모델 구성 가능성, 이의 효율성 등을 좀 더 면밀히 검토할 예정이다.

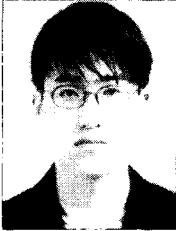
참고 문헌

- [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] 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.
- [4] 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*, Berlin: Springer, pp.90-95, 2001.
- [5] H. Zhou and X. Geng, "Projection Functions for Eye Detection," *Pattern Recognition*, No.5, pp.1049-1056, May 2004.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] D. V. Bolme, Elastic Bunch Matching, *Master's Thesis*, Colorado State University, 2003.
- [12] 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.
- [13] 정진권, 자세와 표정변화에 강인한 눈 위치 검출에 관한 연구, *홍익대학교 대학원석사논문*, 2006(2).
- [14] <http://www2.imm.dtu.dk/~aam>
- [15] http://www.itl.nist.gov/iad/humanid/feret/feret_master.html
- [16] <http://www.bioid.com/downloads/facedb/index.php>
- [17] <http://www.mis.atr.co.jp/~mlyons/jaffe.htm>

저 자 소개

김 상 훈(Sanghoon Kim)

준회원



- 2006년 2월 : 숭실대학교 정보통신전자공학과 학사
 - 2006년 3월 ~ 현재 : 숭실대학교 대학원 석사 재학
- <관심분야> : 생체 및 얼굴 인식, 임베디드 컴퓨팅

정 선 태(Sun-Tae Chung)

정회원



- 1983년 2월 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1986년 12월 : 미국 미시간대학교 (앤아버) 전자 및 컴퓨터 석사
- 1990년 12월 : 미국 미시간대학교 (앤아버) 전자 및 컴퓨터 박사

- 1999년 9월 ~ 2000년 6월 : 미국 매사추세츠 대학교 전산과학과 방문교수
 - 1991년 ~ 현재 : 숭실대학교 정보통신전자공학부 교수
- <관심분야> : 생체인식, 컴퓨터 비전, 영상 감시, 임베디드 컴퓨팅

정 수 환(Souhwan Jung)

정회원



- 1985년 2월 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1987년 2월 : 서울대학교 전자공학과 석사
- 1998년 ~ 1991년 : 한국통신 전임연구원

- 1996년 6월 : University of Washington 박사
 - 1996년 ~ 1997년 : Stellar One SW Engineer
 - 1997년 ~ 현재 : 숭실대학교 정보통신전자공학부 부교수
- <관심분야> : 이동인터넷 보안, 네트워크 보안, VoIP 보안, RFID/USN 보안

오 두 식(Dusik Oh)

준회원



- 2006년 2월 : 홍익대 전자전기공학과 학사
 - 2006년 3월 ~ 현재 : 홍익대학교 대학원 석사 재학
- <관심분야> : 생체 및 얼굴 인식, 패턴인식

김 재 민(Jaemin Kim)

정회원



- 1984년 2월 : 서울대 전기공학과 학사
- 1994년 2월 : Rensselaer Polytechnic Institute 전기공학과 박사
- 현재 : 홍익대 전자전기공학부 부교수

<관심분야> : 영상처리, 생체인식, 패턴인식, 지능형 영상감시

조 성 원(Seongwon Cho)

정회원



- 1982년 2월 : 서울대 전기공학과 학사
- 1992년 2월 : Purdue University 전기공학과 박사
- 현재 : 홍익대 전자전기공학부 교수

<관심분야> : 인공지능, 생체인식, 지능형 시스템, 패턴인식