

AAM과 가버 특징 벡터를 이용한 강인한 얼굴 인식 시스템

Robust Face Recognition System using AAM and Gabor Feature Vectors

김상훈*, 정선태*, 정수환*, 전승선**, 김재민**, 조성원**
숭실대학교 정보통신전자공학부*, 홍익대학교 지능정보처리 연구실**

Sang-Hoon Kim(hosuwa@ssu.ac.kr)*, Sun-Tae Chung(cst@ssu.ac.kr)*,
Souhwan Jung(souhwanj@ssu.ac.kr)*, Seoungseon Jeon(tmdtjsgo21@hongik.ac.kr)**,
Jaemin Kim(kim@hongik.ac.kr)**, Seongwon Cho(swcho@wow.hongik.ac.kr)**

요약

본 논문에서는 AAM(Active Appearance Model)과 가버 특징 벡터를 이용한 얼굴 인식 시스템을 제안한다. 가버 특징 벡터를 사용하는 대표적인 얼굴 인식 알고리즘인 EBGM(Elastic Bunch Graph Matching)은 가버 특징 벡터를 추출하기 위해 얼굴 특징점들의 검출을 필요로 한다. 그런데, EBGM에서 사용되는 얼굴 특징점 검출 방법은 가버젯 유사도에 기반하는데 이는 초기점에 민감하다. 잘못된 특징점 검출은 얼굴 인식에 영향을 미친다. AAM은 얼굴 특징점 검출에 효과적인 것으로 알려져 있다. 본 논문에서는 AAM으로 얼굴 특징점들을 대략적으로 추정하고 추정된 특징점들을 초기점으로 하여 가버젯 유사도 기반 특징점 검출방법으로 특징점 검출을 정교화하는 얼굴 특징점 검출 방법과 이에 기반한 얼굴 인식 시스템을 제안한다. 실험을 통해 제안된 특징점 검출 방법을 사용한 얼굴 인식 시스템이 EBGM과 같이 기존 가버젯 유사도만의 얼굴 특징점 검출을 이용한 얼굴 인식 시스템보다 더 나은 성능 개선을 보임을 실험을 통해 확인하였다.

■ 중심어 : | 얼굴 인식 | 가버 특징 벡터 | 가버젯 유사도 | AAM | EBGM |

Abstract

In this paper, we propose a face recognition system using AAM and Gabor feature vectors. EBGM, which is prominent among face recognition algorithms employing Gabor feature vectors, requires localization of facial feature points where Gabor feature vectors are extracted. However, localization of facial feature points employed in EBGM is based on Gabor jet similarity and is sensitive to initial points. Wrong localization of facial feature points affects face recognition rate. AAM is known to be successfully applied to localization of facial feature points. In this paper, we propose a facial feature point localization method which first roughly estimate facial feature points using AAM and refine facial feature points using Gabor jet similarity-based localization method with initial points set by the facial feature points estimated from AAM, and propose a face recognition system based on the proposed localization method. It is verified through experiments that the proposed face recognition system using the combined localization performs better than the conventional face recognition system using the Gabor similarity-based localization only like EBGM.

■ keyword : | Face Recognition | Gabor Feature Vectors | Gabor Jet Similarity | AAM | EBGM |

1. 서론

보다 안전한 사회를 위하여 개인 신원 확인에 기반한 신뢰성 높은 출입 통제 시스템 구축에 대한 관심이 점

* 본 연구는 2006년 홍익대학교 교내연구비, BK21사업, 숭실대학교 교내연구비 지원으로 수행되었습니다.

접수번호 : #070102-002

심사완료일 : 2007년 02월 06일

접수일자 : 2007년 01월 02일

교신저자 : 정선태, e-mail : cst@ssu.ac.kr

증되고 있으며, 또한 인터넷 콘텐츠 보호 및 인터넷 비즈니스의 안정적인 사용을 위해서 보다 안전한 신원 확인에 대한 요구가 증대되고 있다[1]. 보다 안전한 신원 확인을 위하여 종래의 토큰 방식(카드, 키 등)보다는 사람 고유의 생체 정보를 이용한 생체 인식 분야 기술이 활발히 연구되고 있는 데, 생체 인식 가운데 얼굴 인식은 이용자의 거부감이 적고 가장 자연스러운 생체 인식 방법이어서 많은 연구 노력이 집중되고 있다[2][3]. 그런데, 조명, 자세, 얼굴 표정, 세월 등의 환경에 있어서의 차이에 따라 같은 사람의 얼굴 이미지라도 매우 변화가 심하여 경우에 따라서는 같은 사람의 이미지끼리의 상관관계보다도 다른 사람 얼굴 이미지와의 상관관계가 더 높을 수 있다[4]. 이러한 이유 등으로 조명, 자세, 표정, 세월 등에 무관한 안정적인 얼굴 인식 알고리즘의 개발이 매우 어렵다는 것이 잘 알려져 있다.

현재까지 연구 보고된 얼굴 인식 알고리즘들은 크게 얼굴 이미지 정보를 이용하는 이미지 기반 방법, 얼굴 이미지에서 특징 벡터를 추출하여 이를 이용하는 특징 벡터 기반 방법 등으로 나눌 수 있다[2][3]. 이미지 기반 방법의 대표적 기법에는 PCA[5], LDA[6], ICA[7], Local Feature Analysis[8], 템플레이트 기반 방법[9] 등이 있으며, 특징 벡터 기반 방법의 대표적 방법에는 EBGM(Elastic Bunch Graph Matching)[10][11], AAM(Active Appearance Model)[12], Morphable Model[13] 등이 있다. EBGM, AAM, Morphable Model 등은 먼저 모델 구성을 필요로 하므로 모델 기반 얼굴 인식 방법이라 하기도 한다.

이미지 기반 얼굴 인식 방법은 보통 이미지의 전체(픽셀) 정보를 이용하기 때문에 얼굴 이미지의 한 국소 부분의 조그마한 조명, 자세, 표정 변화라도 인식 알고리즘에 영향을 미치게 되어 조명, 자세, 표정 변화 등에 덜 강인하다. 반면에 모델 기반 얼굴 인식 방법은 조명, 자세, 표정 변화를 감안하여 모델을 구성할 수 있으므로 인식 시에 이러한 요인에 의한 영향을 줄일 수 있다. 모델 구성 시에 이용되는 특징 벡터로는 가버 특징 벡터(얼굴 이미지 특징점에 대해 가버 웨이블릿 커널을 컨볼루션하여 얻어진 계수)가 조명, 자세, 표정 변화에 대해 어느 정도 강인한 것으로 밝혀져 얼굴 인식에 많

이 채택된다[14]. 가버 특징 벡터를 이용한 대표적인 얼굴 인식 방법에는 EBGM[10][11]이 있다. EBGM에 의한 얼굴 인식 방법은 얼굴의 특징점들을 찾은 후 이 특징점들에서 가버 계수를 구하고 이를 이용하여 얼굴 인식을 수행한다. 그런데, EBGM에서 사용되는 얼굴 특징점 검출 알고리즘은 가버젯 유사도를 이용하는데, 이는 초기값에 민감한 것으로 알려져 있다[10][11]. EBGM은 모델 구성에서 얻어진 모델 얼굴 이미지들의 얼굴 특징점 위치의 평균값을 해당 얼굴 특징점 검출시의 초기값으로 사용한다. 그런데, 구성된 모델에서 얼굴 특징점 위치들의 평균값으로 취해진 초기값은 실제 인증시의 얼굴 이미지가 조명, 자세, 표정 변화에 따라 다양한 경우에 가버젯 유사도 기반 얼굴 특징점 검출 알고리즘이 전역 최소값(전체 특징점)으로 수렴하는 것을 보장하도록 충분히 전역 최소값 근방에 놓여 있지 않은 경우가 많다. 잘못된 특징점 위치에서의 특징 벡터 추출은 얼굴 인식을 저하를 초래한다[15].

한편, 얼굴 특징점들을 검출하는 데 있어서, AAM은 조명, 자세, 표정 등에 완전히 자유로운 것은 아니나 비교적 안정적인 것으로 잘 알려져 있다[12]. 따라서 먼저 AAM을 이용하여 얼굴 특징점들을 대략 검출하고, 이를 EBGM에서 사용된 가버젯 유사도 기반 얼굴 특징점 검출 알고리즘의 초기값으로 취한 다음, 가버젯 유사도 기반 얼굴 특징점 검출 알고리즘으로 얼굴 특징점 검출을 정교화하도록 시도하는 경우에 보다 안정적인 얼굴 특징점 검출이 가능하다.

본 논문에서는 얼굴 특징점 추출에 있어서 AAM과 가버젯 유사도를 사용하고, 특징 벡터는 EBGM에서처럼 특징점의 가버 계수를 이용한 얼굴 인식 알고리즘을 제안하고 인증률 개선 결과를 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2절에서는 가버젯 유사도에 기반한 얼굴 특징점 검출 알고리즘에 대해 기술하며, 제3절에서는 AAM 기반 얼굴 특징점 검출 방법에 대해 기술한다. 제4절에서는 AAM과 가버젯 유사도 기반 얼굴 특징점 검출 알고리즘을 설명하고 이에 기반하여 얼굴 특징점들을 검출하고 검출된 특징점에서 추출한 가버 특징 벡터를 이용한 본 논문의 제안 얼굴 인식 시스템을 기술한다. 제5절에서는 실험 및 결과 검

도가, 마지막으로 제6절에 결론이 기술된다.

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

II. 가버 특징 벡터 기반 얼굴 특징점 검출

1. 가버 웨이블렛, 가버젯 및 가버젯 유사도

본 논문에서 사용한 얼굴 이미지 특징점에서의 가버 특징 벡터는 얼굴 이미지 특징점에 대해 가버 웨이블렛 커널을 컨볼루션하여 얻어진 벡터이다.

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 $i \equiv \sqrt{-1}$)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 $J^0(x_0, y_0) = \{J_j^0; j=1, \dots, 40\}$ 라 하면, 가버젯 J 와 J^0 사이의 가버젯 유사도 $S_{\phi}(J, J^0)$ 는 다음과 같이 정의된다[10].

2. 모델 번치 그래프(Model Bunch Graph)

일정한 개수 M 개의 모델 얼굴 이미지들에 대해서, 얼굴을 찾은 후에 얼굴 자세를 똑바로 하며 얼굴 크기를 동일한 크기로 하는 정규화를 수행한 후, 정규화된 얼굴에서 v 개의 특징점들을 수동으로 검출하고 이 각 특징점에 대해 가버젯을 구한다. 이때, M 개의 각 모델 이미지에에서의 해당 특징점에서 얻어진 M 개의 가버젯, M 개의 각 모델 이미지에에서의 해당 특징점 좌표, 해당 특징점의 평균 위치)를 해당 특징점에서의 가버 번치라 하고, v 개의 특징점들에서의 모든 가버 번치들의 집합을 모델 번치 그래프(Model Bunch Graph)라 한다 [10][11]. 모델 번치 그래프의 개념은 EBMG(Elastic Bunch Graph Matching)[10]에서 도입되었다.

모델 번치 그래프를 만드는데 사용되는 모델 이미지는 다양한 포즈, 표정과 조명을 반영하여 고르게 선정하여야 각종 다양한 얼굴 이미지에 대해서 얼굴 특징점들의 검출이 잘된다.

3. 가버젯 유사도에 기반한 얼굴 특징점 검출

가버젯 유사도에 기반한 얼굴 특징점 검출은 다음과 같이 수행된다[10].

정규화된 입력 얼굴 이미지에 대해서, 해당 특징점의 추정 초기 위치를 포함한 근방의 각 위치에서 가버젯을 구하고 모델 번치 그래프에 등록되어 있는 해당 특징점의 가버젯들과의 유사도를 구하여 가장 유사도가 높은 위치를 특징점으로 결정한다. 추정 초기 위치는 보통 모델 번치 그래프에 등록되어 있는 해당 특징점 위치의 평균값으로 취한다. 나머지 다른 얼굴 특징점들의 검출도 같은 방법으로 수행된다.

그런데, 추정 초기 위치 근방의 모든 위치에 대해 가버젯을 구하는 것은 많은 계산 시간이 소요되므로 해당 특징점에 대해 추정 초기 위치 근방의 모든 위치에서 가버젯을 구하고 모델 번치 그래프에 등록되어 있는 해

당 특징점의 거버젯과 유사도를 구하여 가장 유사도가 높은 위치를 특징점으로 결정하는 방법은 실시간 처리에 적합하지 않다. 따라서 [10]에서는 다음과 같이 빠른 계산 방법을 제안하였다.

추정 초기 위치 (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 모델 번치 그래프에 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 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 최대로 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 해당 특징점의 추정 초기 위치 (x_0, y_0) 와 그 근방의 모든 점들에서의 가버젯과 모델 번치 그래프의 등록되어 있는 각 가버젯 $J^m (m=1, \dots, M)$ 사이의 가버젯 유사도를 최대로 하는 변위 (dx^m, dy^m) 을 구할 수 있다. 따라서 해당 특징점의 최종 위치는 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 가버젯 $J^m (m=1, \dots, M)$ 에

대해 식 (4)로부터 구한 변위 (dx^m, dy^m) 중 가버젯 유사도를 최대로 하는 변위이다.

식 (3), (4)와 (5)는 작은 변위에 대해서 잘 근사가 되는 식이므로 해당 특징점의 추정 초기 위치 (x_0, y_0) 가 정확한 특징점에서 적지 않게 떨어져 있다면 (3), (4)와 (5)로 구해진 특징점 검출은 정확도가 떨어질 수밖에 없다. 따라서 EBGM [10][11]에서 사용된, 가버젯 유사도 및 근사식 (3), (4), (5)에 기반한 특징점 검출 방법은 초기값에 매우 민감함을 알 수 있다.

그런데, EBGM에서는 모델 번치 그래프에 등록된 해당 특징점의 평균 위치를 해당 특징점의 추정 초기 위치 값으로 취하는 데, 입력 얼굴 이미지가 모델 번치 그래프 구성에 사용된 모델 얼굴 이미지들과 자세가 제법 틀린 경우에는 평균 위치가 실제 특징점의 위치와 많이 차이가 날 수 있다.

AAM(Active Appearance Model)은 특징점 검출에 효과적인 알고리즘으로 잘 알려져 있다. 따라서 AAM에 의해 대략적으로 얼굴 특징점들을 검출하고 이를 가버젯 유사도 기반 특징점 검출 방법의 초기값으로 하는 경우에 보다 안정적인 특징점 검출이 가능하다.

III. AAM(Active Appearance Model) 기반 얼굴 특징점 검출

본 절에서 설명되는 AAM 기반 얼굴 특징점 검출 방법은 [12]에 기반한다. AAM 기반 얼굴 특징점 검출 방법은 모델링 단계와 검출 단계의 2단계로 구성된다.

1. AAM 모델링

얼굴 특징점의 개수를 v 개라 하고, 모델링에 사용되는 얼굴 모델 이미지의 개수는 M 개라 하자. 이때, 각 얼굴 특징점들로 구성되는 얼굴 형상(shape) 벡터 X 는 v 개 특징점들의 좌표 세트라 정의된다. 즉,

$$X = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_v, y_v)^t \quad (6)$$

여기서 (x_i, y_i) 는 i 번째 얼굴 특징점의 좌표를, 't'는 벡터(와 행렬의) 전치(transpose)를 의미한다. 이때, 각

얼굴의 형상 벡터 X 는 이미 프로크루스테스 (Procrustes) 분석[16]에 의해 정규화되었다고 가정한다.

M 개의 모델 얼굴 이미지 형상에 대해 PCA 하여, 평균 형상 S_0 , n 개의 형상 고유 벡터(모드) $S_i (i=1, \dots, n)$ 을 구할 수 있으며, 따라서 형상 X 는 다음과 같이 이들의 선형 결합으로 나타낼 수 있다.

$$X = S_0 + \sum_{i=1}^n S_i b_i = S_0 + P_s \vec{b}_s \quad (7)$$

(여기서 $P_s = [S_1, \dots, S_n]$, $\vec{b}_s = (b_1, \dots, b_n)^t$)

그레이 레벨 통계적 텍스처의 통계적 모델 구축을 위해 각 모델 특징점들이 평균 형상 S_0 에 정합되도록 들로니 삼각법 알고리즘(delaunay triangulation algorithm)[17]을 이용하여 모델 얼굴 이미지들을 워핑한다. 이후, 형상 정규화된 모델 이미지들로부터 그레이 레벨 정보를 샘플링하여 $g_{im} (i=1, \dots, M)$ 을 얻는다. 다시 조명 변화의 영향을 줄이기 위해, 다음과 같이 정규화한다.

$$g = (g_{im} - \beta \Delta) / \alpha \quad (8)$$

(여기서 α 는 스케일링 상수, β 는 오프셋상수로 g 가 정규화된 평균에 정합되도록 결정된 상수)

이제 형상 벡터에서와 같이 PCA를 적용하여 텍스처에 대해서도 각 모델 얼굴 또는 새로운 입력 이미지 얼굴의 텍스처 벡터 g 를 다음과 같이 평균 정규화된 그레이 레벨 벡터 T_0 와 k 개의 텍스처 고유 모드 벡터 $T_i (i=1, \dots, k)$ 의 선형 모델로 표현 할 수 있다.

$$g = T_0 + \sum_{i=1}^k T_i c_i = T_0 + P_g \vec{b}_g \quad (9)$$

(여기서 $P_g = [T_1, \dots, T_k]$, $\vec{b}_g = (c_1, \dots, c_k)^t$)

또한, 식 (7)과 (9)을 통합하여 다음과 같이 공통의 파라미터 벡터 \vec{c} 로 AAM을 기술할 수 있다[12].

$$X = S_0 + Q_s \vec{c} \quad (10a)$$

$$g = T_0 + Q_g \vec{c} \quad (10b)$$

식 (10)으로 객체(이 경우는 얼굴)의 형상과 텍스처를 모델링한 것을 (결합) AAM이라 한다.

2. AAM 검출(Fitting)

입력된 영상에서 해당 객체(우리의 경우는 얼굴의 특징점들)를 검출하는 것은 다음과 같이 이루어진다.

식(10)으로 모델된 객체의 텍스처와 입력 영상 이미지에서의 해당 객체의 텍스처 사이의 에러 제곱이 최소화되도록 하는 모델 (10)의 파라미터 벡터 \vec{c} 를 찾은 후 이때의 파라미터 벡터 \vec{c} 를 가지고 (10a)로 표현되는 객체 형상(얼굴 특징점들)를 새로 입력된 이미지에서 찾도록 하는 얼굴 특징점들로 판정한다.

IV. AAM과 가버 특징 벡터에 기반한 얼굴 인식

1. AAM과 가버넷 유사도에 기반한 얼굴 특징점 검출

AAM에 의해 얼굴 특징점들을 대략적으로 검출하고 이를 다시 2.3절의 가버넷 유사도에 기반한 얼굴 특징점검출 방법의 초기값으로 사용하여 얼굴 특징점들을 보다 정교하게 검출하는 방법을 본 논문에서는 AAM과 가버넷 유사도에 기반한 얼굴 특징점 검출 방법이라 한다.

본 논문의 얼굴 인식 시스템에서는 EBGM에서와 같이 얼굴 특징점들에서 가버 특징 벡터를 추출하고 이를 이용하여 얼굴 인식을 수행한다. 본 논문에서 사용한 가버 특징 벡터를 추출하는 얼굴 특징점의 개수는 [10][11]에서와 같이 80개이다. 이 가운데, 주요 특징점 25개는 AAM과 가버 유사도에 의해 추출하고, 나머지 55개는 25개의 특징점들을 보간하여 구한다. 그런데, AAM에서 사용하는 특징점들의 위치 및 개수는 EBGM과 다를 수 있다.

본 논문에서는 먼저 AAM을 이용하여 n 개의 얼굴 특징점들을 대략적으로 검출하고[그림 1(a)], 이들 점들 가운데 일부는 직접 사용하고 일부는 보간하여 가버넷 유사도 기반 얼굴 특징점 검출에 사용되는 25개의 특징점들을 구성한 다[그림 1(b)]. 이후 이를 가버넷 유사도

기본 얼굴 특징점 검출 방법의 초기값으로 사용하여 최종 얼굴 특징점들 25개의 위치를 검출[그림 1(c)]한다. [그림 1]은 이러한 과정을 보여 준다.

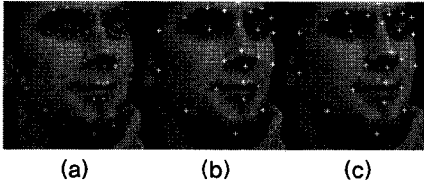


그림 1. 얼굴 특징점 검출 과정

2. AAM과 가버 특징 벡터에 기반한 얼굴 인식 시스템

본 논문에서 제안한 AAM과 가버 특징 벡터에 기반한 얼굴 인식 시스템은 모델링, 등록, 인증 등 3가지 과정으로 나누어져 수행된다[그림 2].

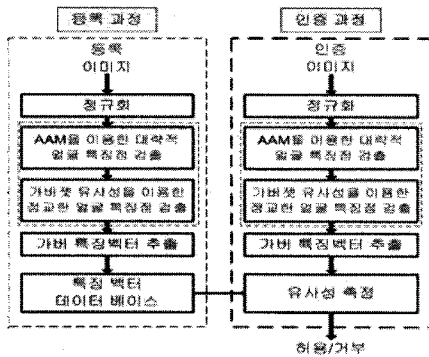


그림 2. AAM과 가버 특징 벡터에 기반한 얼굴 인식 시스템

모델링 과정 [그림 2]에서는 정규화된 모델 얼굴 이미지들에 대해 모델 번치 그래프를 만든다(2.2 절 참조). 등록 과정에서는 얼굴 인식 시스템을 통해 출입을 가능하게 하고자 하는 사람의 얼굴 영상을 정규화한 후, AAM과 가버 유사도에 기반한 얼굴 특징점 검출 방법에 의해 얼굴 특징점들을 검출한다. 이후 이에 기반하여 결정된 특징점들에서 가버셋들을 추출하여 이를 데이터베이스에 등록한다. 인증 과정에서는 등록과정과 마찬가지로 입력 얼굴 영상에서 얼굴 특징점들을 검출하고, 이 검출된 특징점들에서 가버셋을 추출하여 데이터베이스에 등록된 가버셋들과 유사성을 측

정한 뒤 최종적으로 등록된 사람인지를 판별하여 출입 여부를 판단한다.

통과 또는 거부의 결정은 기본적으로 등록된 데이터베이스에서의 가버셋과 새로운 입력 영상에서 추출된 가버셋 사이의 유사도 계산에 기반하나, FAR(False Acceptance Rate)을 가능하면 낮게 하는 범위 내에서 FRR(False Rejection Rate)을 최소로 하도록 하는 가버셋 유사도 기반 순위 규칙을 고안하고 이를 이용하였다. 이는 얼굴 인식의 중요 응용인 출입 통제 등에서는 FRR보다 FAR(False Acceptance Rate)의 성능이 보다 중요하기 때문이다.

특징점 검출의 효율을 높이기 위해서는 입력 영상의 정규화가 필요하다. 얼굴 이미지의 정규화를 수행하기 위해 가장 신뢰성 있는 특징점은 두 눈이며, 따라서 눈 좌표 검출은 얼굴 이미지 정규화를 위한 필수적인 과정이다[3][15].

얼굴을 검출하는 데에는 Ada-Boosting 알고리즘[18]을 이용하였다. 입력 영상에서 Ada-Boosting 방법으로 검출된 얼굴 영상의 크기는 일정하지 않다. 얼굴이 회전(rotation in plane)되어 있는 경우에는 valley와 edge 정보 [19]를 사용하여 틸트각도(tilt angle)를 알아내고 틸트각도 반대로 이미지를 회전하여 얼굴 자세를 똑바로 하였다. 이후 똑바로 된 얼굴 이미지에서 눈좌표를 검출한 후 이를 이용하여 얼굴 영상의 크기를 정규화하였다. 본 논문에서는 얼굴 영상의 크기를 256(픽셀)×256(픽셀)로 정규화하였다.

V. 실험 및 결과 검토

1. 실험 환경

제안된 얼굴 인식 시스템을 실험으로 검증하기 위해 자체 제작한 얼굴 데이터베이스와 IMM 얼굴 데이터베이스를 사용하였다.

자체 제작 얼굴 데이터베이스는 76명에 대해 다른 자세 또는 조명을 갖는 515장의 이미지로 구성되었으며, 각 이미지는 640×480 해상도의 JPEG 포맷을 갖는다.

자세는 정면, 상, 하, 좌, 우 (각도는 15° 내외)의 5가지이며 [그림 3(a)]서 이를 볼 수 있다. 또한 등록 시와

인증 시의 다양한 조명상태를 위해서 각 사람당 다른 시간에 촬영하였으며, 뒤로 강한 태양 빛이 들어올 수 있는 환경에서도 촬영하여 역광에 대한 이미지도 구성하였다[그림 3(b)].

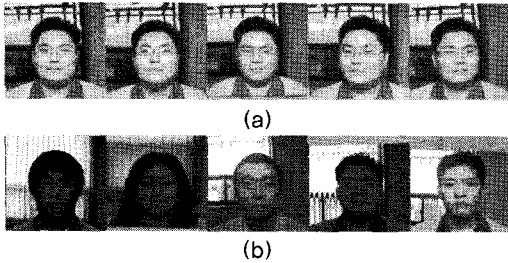


그림 3. 자체제작 데이터베이스 샘플

등록을 위해 49명, 총 245장의 이미지를 사용하였으며, 인증을 위해 등록 환경과 약간 다른 환경에서 촬영된 54명, 총 270장의 이미지를 사용하였다. 인증 이미지 중 실험 시 FRR과 FAR의 결과를 동시에 보기 위해 54명 중 27명은 등록된 사람들이나, 이미지는 동일인이라도 등록 이미지와는 다르다.

IMM 얼굴 데이터베이스[20]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.

등록을 위해 40명 중 순서대로 1-20번까지의 사람을 선택하여, 각 사람당 정면, 좌, 조명이 들어간 정면 이미지 3장씩([그림 4(a)] 총 60장을 사용하였으며, 1-20번까지의 사람의 나머지 이미지([그림 4(b)] 60장과 2-40번까지의 사람의 120장, 총 180장을 인증에 사용하였다. 인증 이미지 180장 중 등록된 인물의 다른 사진인 60장은 FRR을 테스트 하는데, 나머지 120장은 FAR을 테스트하는데 사용되었다.

2. 실험 결과

[표 1]과 [표 2]는 자체 제작한 얼굴 데이터베이스와 IMM 데이터베이스에 대해 EBGM에서 사용한 가버

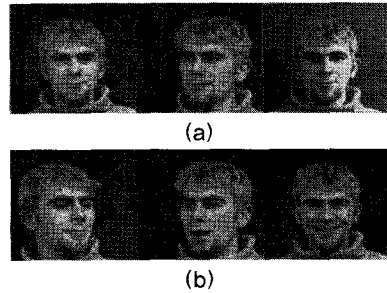


그림 4. IMM 데이터베이스 샘플

유사도만을 이용한 얼굴 특징점 검출 방법에 기반한 얼굴 인식 시스템과 AAM에서 얻어진 초기점만을 이용한 얼굴 인식 시스템 그리고 본 논문에서 제안한 AAM과 가버를 유사도에 기반한 얼굴 특징점 검출 방법을 이용한 얼굴 인식 시스템 각각을 적용하여 얻어진 인식률 결과를 보여준다.

표 1. 자체 제작 DB에 대한 얼굴 인식 실험 결과

알고리즘	FRR(%)	FAR(%)
가버 특징 벡터 기반	9.63	0
AAM 기반	5.92	0
AAM과 가버 특징 벡터 기반	4.44	0

표 2. IMM DB에 대한 얼굴 인식 실험 결과

알고리즘	FRR(%)	FAR(%)
가버 특징 벡터 기반	26.67	3.33
AAM 기반	18.33	3.33
AAM과 가버 특징 벡터 기반	16.67	3.33

참고로, 가버 특징 벡터 기반 얼굴 인식 시스템, AAM 기반 얼굴 인식 시스템, AAM과 가버 특징 벡터 기반 얼굴 인식 시스템의 3가지 경우 모두 같은 순위 규칙과 인증 방법을 사용하였다. 즉, 3개 시스템간의 차이는 얼굴 특징점 검출 방법의 차이일 뿐이다.

[표 1][표 2]의 실험 결과는 본 논문에서 제안한 AAM과 가버를 유사도 기반 얼굴 특징점 검출의 안정적 동작에 기반한 얼굴 인식 시스템이 기존의 가버 특징 벡터에만 기반한 EBGM 및 AAM 기반 얼굴 인식

시스템 보다 얼굴 인식 시스템보다 인식률이 있어서 개선을 이루었음을 보여준다.

이러한 개선은 AAM과 가버 특징 벡터 기반 얼굴 특징점 검출 방법이 가버 특징 벡터 기반 얼굴 특징점 검출이나, AAM 기반 얼굴 특징점 검출보다 초기값, 자세, 조명 등에 대해 보다 안정적인 결과에 기인한다. 이에 대한 실험 결과의 예는 [그림 5][그림 6][그림 7][그림 8]에서 볼 수 있다.

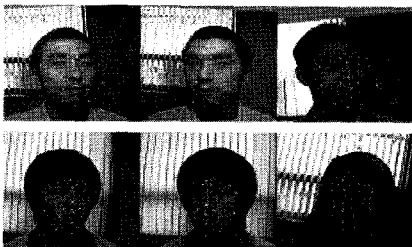


그림 5. 가버젯 유사도 만에 의한 얼굴 특징점 검출



그림 6. 제안한 방법에 의한 얼굴 특징점 검출



그림 7. 가버젯 유사도 만에 의한 얼굴 특징점 검출



그림 8. 제안한 방법에 의한 얼굴 특징점 검출

[그림 5][그림 6] 및 [그림 7][그림 8]은 자체 제작 DB 및 IMM DB 실험에서 가버젯 유사도 기반 얼굴 특징점 검출 방법과 AAM과 가버젯 유사도 결합 얼굴 특징점

검출 방법에 의한 얼굴 특징점 검출 결과의 예를 각각 보여준다.

[그림 5][그림 7]에서 보면 가버젯 유사도만을 기반으로 얼굴 특징점들을 검출하였을 때, 정면을 제외한 틀어진 얼굴에 대해서는 얼굴 특징점들이 올바르게 검출되지 않음을 보여준다. 이는 가버젯 유사도 기반 특징점 검출 방법이 초기점에 민감하여 가버젯 유사도만의 방법에서 초기값이 진짜 특징점에 충분히 가깝게 시작하지 못하면, 진짜 특징점으로 제대로 수렴하지 못함을 보여준다. 반면에 [그림 6][그림 8]과 같은 테스트 얼굴 이미지에 대해서 AAM과 가버 특징 벡터 결합 방식에 의해 얼굴 특징점들의 검출을 수행하였을 때에는 틀어진 얼굴에서도 비교적 안정적으로 특징점들이 잘 검출됨을 볼 수 있다.

[표 1][표 2]에서 보면 IMM DB의 결과가 자체 제작 DB의 결과보다 좋지 않음을 볼 수 있는데, 이는 [그림 4(a)]와 같은 등록된 이미지와는 자세 표정 등이 상이한 [그림 4(b)]와 같은 이미지가 FRR 실험에 사용되었기 때문이다. 등록된 이미지에서 추출한 가버 특징 벡터와 상이한 자세와 표정의 인증 이미지에서 추출된 가버 특징 벡터 사이의 가버젯 유사도는 떨어지게 되고, 이는 인증률의 저하로 이어진다.

VI. 결론

본 논문에서는 AAM을 이용하여 대략적으로 얼굴 특징점을 검출하여 이를 초기값으로 이용하고, 가버젯 유사도 기반으로 보다 정교하게 얼굴 특징점들을 검출하는 방법을 제시하였다. 또한 이러한 얼굴 특징점 검출 방법에 기반한 강인한 얼굴 인식 시스템을 제안하고, 실험을 통해 제안한 방법이 기존의 가버젯 유사도만을 사용하는 얼굴 특징점 검출 방법보다 얼굴 자세 등에 더 강인하며, 따라서 이에 기반한 얼굴 인식 시스템의 성능 향상을 가져옴을 확인할 수 있었다.

AAM의 경우, 모델을 구성할 때 조명, 자세, 표정 등을 고려하여 구성할 수 있으므로, 모델에 고려된 조명, 자세, 표정과 유사한 새 입력 얼굴 영상에 대해서는 비

교적 얼굴 특징점들을 안정적으로 추출할 수 있다. 따라서 본 논문이 제안한 AAM과 가버 특징 벡터를 이용한 얼굴 인식 방법은 기존 가버 특징 벡터 기반 얼굴 인식 방법인 EBGM에 비해 자세뿐만 아니라, 조명, 표정 등에 대해서도 더 강인한 얼굴 인식 성능을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

차후, 제안한 시스템을 자세뿐만 아니라 조명, 표정 등에 대해서도 다양한 얼굴 데이터베이스와 실시간 얼굴 인식 경우에 대해 검증할 예정이다.

참고 문헌

- [1] L. O. Gorman, "Comparing passwords, tokens, and biometrics for user authentication," Proceedings of the IEEE, Vol.91, Issue 12, pp. 2021-2040, Dec. 2003.
- [2] W. Zhao, R. Chellappa, J. Phillips, and A. Rosenfeld, "Face Recognition: A Literature Survey," ACM Computing Surveys, pp. 399-458, 2003.
- [3] S. Z. Li and A. K. Jain, Handbook of Face Recognition, Springer, 2004.
- [4] Y. Adini, Y. Moses, and S. Ullman, "Face Recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.7, pp.721-732, July 1997.
- [5] M. Turk and A. Pentland, "Face Recognition using Eigenfaces," Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, Maui, Hawaii, pp.586-590, Dec. 1991.
- [6] V. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.7, pp.711-720, July 1997.
- [7] M. S. Bartlett, J. R. Movellan, and T. J. Sejnowski, Face Recognition by Independent Component Analysis, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.13, No.6, pp.1450-1464, Nov. 2002.
- [8] P. S. Penev, Local feature analysis: A Statistical Theory for Information Representation and Transmission, Ph. D. Thesis, The Rockefeller University, 1998.
- [9] A. L. Yuille, "Deformable Templates for Face Recognition," J. Cognitive Neurosci., Vol.3, No.1, pp.59-70, 1991.
- [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. Bolme, *Elastic Bunch Graph Matching*, Masters Thesis, CSU Computer Science Department, June 2003.
- [12] T. F. Cootes, D. J. Edwards, and S. J. Taylor, "Active Appearance Models," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol.23, No.6, pp.681-685, Jun. 2001.
- [13] V. Blanz and T. Vetter, "Face Recognition based on Fitting a 3D Morphable Model," IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.25, No.9, pp.1063-1074, 2003.
- [14] J. K. Kamarainen, V. Kyrki, and H. Kalviainen, "Invariance Properties of Gabor filter-based features-overview and applications," Image Processing, IEEE Transactions on image processing, Vol.15, Issue 5, pp.1088-1099, May 2006.
- [15] P. Wang, M. B Green, J. Qiang, 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.
- [16] J. C. Gower, "Generalized Procrustes Analysis," Psychometrika, Vol.40, pp.33-51,

1975.

[17] D. T. Lee and B. J. Schachter, "Two Algorithms for Constructing a Delaunay Triangulation," Int. J. Computer Information Sci.9, pp.219-242, 1980.

[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, Sep. 2002.

[19] 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.

[20] <http://www2.imm.dtu.dk/~aam>

저자 소개

김 상 훈(Sanghoon Kim)

준회원



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

정 선 태(Sun-Tae Chung)

정회원

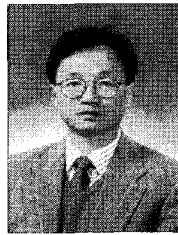


- 1983년 2월 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1990년 12월 : 미국 미시간대학교(엔하버) 전자 및 컴퓨터 박사
- 1991년 ~ 현재 : 송실대학교 정보통신전자공학부 교수

<관심분야> : 생체인식, 컴퓨터 비전, 영상 감시, 임베디드 컴퓨팅

정 수 환(Souhwan Jung)

정회원

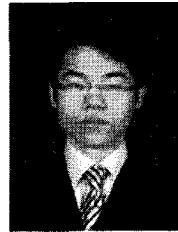


- 1985년 2월 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1996년 6월 : University of Washington 박사
- 1997년 ~ 현재 : 송실대학교 정보통신전자공학부 부교수

<관심분야> : 이동인터넷 보안, 네트워크 보안, VoIP 보안, RFID/USN 보안

전 승 선(Seoungseon Jeon)

준회원

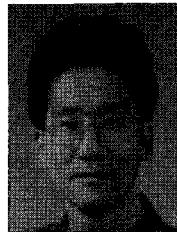


- 2006년 2월 : 홍익대 전자전기공학부 학사
- 2006년 3월 ~ 현재 : 홍익대학교 대학원 석사 재학

<관심분야> : 생체 및 얼굴 인식, 영상처리

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