

얼굴인증 방법들의 조명변화에 대한 견인성 비교 연구

고 대 영^{*} · 김 진 영^{**} · 나 승 유^{***}

요 약

본 논문은 얼굴인증 시스템 구현과 조명변화에 견인한 얼굴인증 방법들에 관한 연구에 초점을 둔다. 얼굴인증 시스템 구현을 위한 방법으로 PCA(Principal Component Analysis), GMM(Gaussian Mixture Models), 1차원 HMM(1 Dimensional Hidden Markov Models), 준 2차원 HMM(Pseudo 2 Dimensional Hidden Markov Models) 방법을 이용한다. 네 가지 다른 얼굴인증 방법들의 조명변화에 대한 성능비교 실험을 수행한다. 조명변화실험을 위해 얼굴이미지의 왼쪽에서 오른쪽으로 인공적인 조명효과($\delta=0,40,60,80$)를 준다. 얼굴특징벡터는 얼굴이미지에서 분할한 각 블록에 대한 2D DCT(2 Dimensional Discrete Cosine Transform) 계수를 이용하고 실험은 ORL(Olivetti Research Laboratory) 얼굴 데이터베이스를 사용한다. 실험결과 모든 경우 조명변화 값이 커질수록 성능저하가 발생한다. 또한 조명변화가 없는 경우($\delta=0$) 준 2차원 HMM이 2.54%, 1차원 HMM이 3.18%, PCA가 11.7%, GMM이 13.38%의 EER(Equal Error Rate) 성능을 나타낸다. 조명변화가 없는 경우($\delta=0$) 1차원 HMM 방법이 PCA 방법보다 좋은 성능을 나타내지만 조명변화 $\delta \geq 40$ 일 때에는 반대로 PCA 방법이 더 좋은 성능을 나타낸다. 마지막으로 준 2차원 HMM의 경우 조명변화에 관계없이 가장 좋은 EER성능을 나타낸다.

Study On The Robustness Of Face Authentication Methods Under Illumination Changes

Dae-Young Ko^{*} · Jin-Young Kim^{**} · Seung-You Na^{***}

ABSTRACT

This paper focuses on the study of the face authentication system and the robustness of face authentication methods under illumination changes. Four different face authentication methods are tried. These methods are as follows: PCA(Principal Component Analysis), GMM(Gaussian Mixture Models), 1D HMM(1 Dimensional Hidden Markov Models), Pseudo 2D HMM(Pseudo 2 Dimensional Hidden Markov Models). Experiment results involving an artificial illumination change to face images are compared with each other. Face feature vector extraction based on the 2D DCT(2 Dimensional Discrete Cosine Transform) is used. Experiments to evaluate the above four different face authentication methods are carried out on the ORL(Olivetti Research Laboratory) face database. Experiment results show the EER(Equal Error Rate) performance degrade in all occasions for the varying δ . For the non-illumination changes, Pseudo 2D HMM is 2.54%, 1D HMM is 3.18%, PCA is 11.7%, GMM is 13.38%. The 1D HMM have the better performance than PCA where there is no illumination changes. But the 1D HMM have worse performance than PCA where there is large illumination changes($\delta \geq 40$). For the Pseudo 2D HMM, The best EER performance is observed regardless of the illumination changes.

키워드 : 얼굴인증(Face Authentication), 조명변화를 갖는 얼굴인증(Face Authentication Under Illumination Changes), GMM, 1차원 HMM(1D HMM), 준 2차원 HMM(Pseudo 2D HMM)

1. 서 론

사회가 점차 고도화되고 복잡해짐에 따라 보안의 중요성이 커지면서, 생체인식 기술이 주목받고 있다. 생체인식 시스템은 개인정보를 이용해 신분을 확인하는 기술로서, 인간의 고유한 신체적 특징(얼굴 · 음성 · 지문 · 홍채 등)이나 성분들을 자료로 사용하기 때문에 열쇠나 비밀번호처럼 타인

에게 도용이나 복제될 수 없으며, 변경되거나 분실될 위험성이 없다. 지금까지의 생체인식 시스템들은 주로 물리적 출입통제의 수단으로 사용되어 왔으나, 최근 컴퓨터 시스템 및 네트워크 보안의 중요한 수단으로 등장해 전자상거래를 운영하는 사이버 몰이나 금융기관 등으로 생체인식 기술의 응용분야가 확대되고 있다.

얼굴인식 시스템은 식별요청자의 얼굴 이미지 정보를 이용해 얼굴데이터베이스에서 식별요청자의 ID(Identity)와 확률적으로 가장 유사한 얼굴의 ID를 찾는 방법이다. 이와는 대조적으로 얼굴인증 시스템은 인증 요청자의 얼굴 이미지 정보를 이용해 인증요청자의 ID에 대한 인증여부를 판별한

※ 본 연구는 한국과학재단 지정 전남대학교 고품질 전기전자부품 및 시스템 연구센터의 연구지원비에 의해 연구되었음.

† 준 회원 : 전남대학교 대학원 전자공학과

†† 정 회원 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

††† 종신회원 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

논문접수 : 2004년 6월 23일, 심사완료 : 2005년 1월 3일

다. 얼굴 이미지 정보에 기반 한 시스템에 관한 과거의 연구는 얼굴인증 시스템이 보안영역에서 잠재적인 응용분야가 훨씬 더 다양함에도 불구하고 얼굴인식 시스템에 집중되었다[1]. 또한 개별적인 얼굴인증 방법들에 대한 연구는 많았지만 동일 한 얼굴 데이터베이스를 이용한 여러 가지 얼굴인증 방법들의 성능비교 연구는 비교적 적다고 할 수 있다. 본 논문에서는 얼굴인증 시스템 구현을 위해 PCA(Principal Component Analysis)[2]와 통계적 모델링 방법인 GMM(Gaussian Mixture Models)[3], 1차원 HMM(1 Dimensional Hidden Markov Models)[5], 준 2차원 HMM(Pseudo 2 Dimensional Hidden Markov Models)[8]을 사용한다. 그리고 실험은 ORL(Olivetti Research Ltd.) 얼굴데이터베이스[10]를 사용한다. 또한 구현된 얼굴인증 방법들의 모델 파라미터 변화실험을 통한 성능 비교 및 조명변화에 견인한 얼굴인증 방법들에 대해 알아보려고 한다.

2. 얼굴인증

2.1 얼굴인증 시스템

얼굴인증시스템은 얼굴데이터베이스의 각 개인의 얼굴이미지에 대한 학습화단계와 인증요청자의 ID에 대한 인증단계로 구성된다. PCA방법에 기반 한 얼굴인증시스템은 아래(그림 1)과 같이 학습화 단계와 인증단계에서 고유벡터에 의해 생성된 고유공간으로 정사영을 통한 각 개인에 대한 가중치 계수를 구한다. 인증요청자 C에 대한 인증 결정식은 다음과 같다.

$$A(X) = Dis(W_C, W) \begin{cases} A(X) < \tau; & \text{인증승인} \\ A(X) \geq \tau; & \text{인증거절} \end{cases} \quad (1)$$

$Dis(W_C, W)$: 가중치 계수간의 유클리언 거리

W_C : 인증 승인자일 경우의 가중치 계수

W : 인증 거절자일 경우의 가중치 계수

τ : 인증 결정을 위한 임계값

통계적 모델링 방법에 기반 한 얼굴인증시스템은(그림 1)과 같이 학습화 단계와 인증단계에서 2D DCT 계수에 기반 한 얼굴특징벡터를 추출한다. 학습화 모델은 통계적 모델링인 GMM, 1차원 HMM, 준 2차원 HMM을 이용하여 학습화 모델을 세운다. 인증요청자 C에 대한 인증 결정식은 다음과 같다.

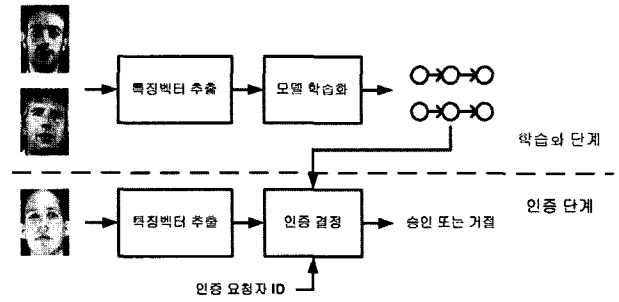
$$A(X) = \mathcal{L}(X|\lambda_C) - \mathcal{L}(X|\lambda_{\bar{C}}) \begin{cases} A(X) \geq \tau; & \text{인증승인} \\ A(X) < \tau; & \text{인증거절} \end{cases} \quad (2)$$

$\mathcal{L}(X|\lambda_C)$: 인증승인자일 경우의 관측확률

$\mathcal{L}(X|\lambda_{\bar{C}})$: 인증거절자일 경우의 관측확률

X : 인증요청자 C의 얼굴 특징벡터 집합

λ_C : 인증요청자 C에 대한 모델



(그림 1) 얼굴인증 시스템

2.2 PCA(Principal Component Analysis)

PCA(또는 Eigenfaces)방법은 차원감소와 우수한 성능으로 얼굴인식분야에 성공적으로 사용되었다[2]. PCA를 이용한 얼굴인증 방법은 다음과 같다. 학습화 이미지 전체 집합에 대한 얼굴이미지의 공분산 행렬을 구하고 이 행렬에 대해 고유치와 고유벡터를 구한다. 이 고유벡터에 의해 고유공간이 생성된다. 테스트 얼굴이미지에 대한 고유공간으로의 사영으로 가중치 벡터를 구한 다음 가중치 벡터간의 유클리언(Euclidean) 거리를 측정하여 인증실험 한다. 아래(그림 2)는 학습화 이미지에 대한 평균 얼굴 이미지와 가장 큰 고유치에 대한 고유벡터 다섯 개를 나타낸다.



(그림 2) 평균 얼굴이미지와 고유벡터

2.3 GMM(Gaussian Mixture Models)

얼굴데이터베이스의 각 사람에 대한 학습화 모델은 아래(그림 3)과 같은 가우시안 혼합모델(GMM)을 이용한다. 인증요청자의 얼굴특징벡터 집합 $X = \{x_i\}_{i=1}^{N_V}$ 가 주어지면 인증요청자 C가 인증승인자인 경우에 대한 관측확률 계산식은 다음과 같다[4].

$$\mathcal{L}(X|\lambda_C) = \frac{1}{N_V} \prod_{i=1}^{N_V} \log p(x_i|\lambda_C) \quad (3)$$

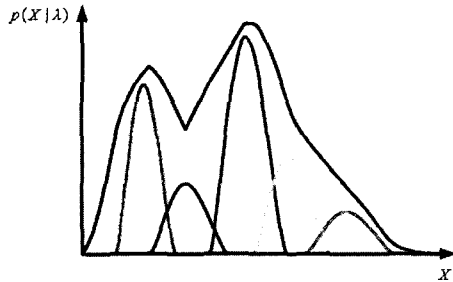
$$p(x|\lambda) = \sum_{j=1}^{N_M} m_j N(x; \mu_j, \Sigma_j) \quad (4)$$

$$\lambda = \{m_j, \mu_j, \Sigma_j\}_{j=1}^{N_M} \quad (5)$$

위 식(3),(4),(5)의 λ_C 는 인증요청자 C에 대한 모델, N_V 는 특징벡터들의 수, N_M 은 Mixture 수, m_j 는 Mixture j에 대한 가중치 계수, $N(x; \mu_j, \Sigma_j)$ 는 Mixture j에 대한 평균 μ_j 와 공분산 행렬 Σ_j 를 갖는 다변수 가우시안 함수를 나타낸다. 아래(그림 3)은 가우시안 혼합모델(G

MM)의 얼굴 구조모형을 나타낸다. 그리고 인증요청자에 대한 B개의 배경모델집합 $\{\lambda\}_{b=1}^B$ 이 주어진 경우 인증요청자 C가 인증거절자인 경우에 대한 관측확률 계산식은 다음과 같다. 배경모델집합은 [7]에 기술된 방법을 이용하여 구한다.

$$\mathcal{L}(X|\lambda_C) = \log \left[\frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \exp \mathcal{L}(X|\lambda_b) \right] \quad (6)$$



(그림 3) GMM 구조모형

2.4 1차원 HMM(Hidden Markov Models)

1차원 HMM 모델[5]은 모델링 되어질 데이터가 일차원인 음성인식분야에 성공적으로 사용되었다. 또한 2차원 데이터인 얼굴이미지에 대해서도 얼굴인식분야에 성공적으로 적용되었다[6]. 1차원 HMM의 구성요소는 다음과 같다.

- $V = \{V_1, V_2, \dots, V_M\}$ N : 상태수
- $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ M : 관측심볼수
- $A = \{a_{ij}\}$ A : 상태전이확률
- $a_{ij} = P(q_t = S_j | q_{t-1} = S_i), 1 \leq i, j \leq N,$
- $0 \leq a_{ij} \leq 1, \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_{ij} = 1$
- $B = b_j(k)$ B : 관측확률
- $b_j(k) = P(O_t = v_k | q_t = S_j),$
- $1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M$
- $\Pi = \pi_i$ Π : 초기상태분포
- $\pi_i = P(q_1 = S_i), 1 \leq i \leq N$

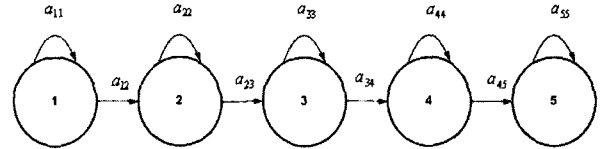
연속 밀도 HMM(Continuous Density HMM)의 경우 가장 일반적인 모델확률밀도함수의 표현식은 다음과 같다.

$$b_i(O) = \sum_{k=1}^M c_{ik} N(O; \vec{\mu}_{ik}, \Sigma_{ik}), 1 \leq i \leq N \quad (7)$$

위 식(7)에서 c_{ik} 는 State i, Mixture k에 대한 가중치 계수, $N(O; \vec{\mu}_{ik}, \Sigma_{ik})$ 는 평균 $\vec{\mu}_{ik}$ 와 공분산 행렬 Σ_{ik} 을 갖는 가우시안 확률밀도함수를 나타낸다.

본 논문에서는 1차원 HMM 모델을 얼굴인증에 적용한다. 이를 위해 얼굴이미지를 위에서 아래로 스캔하면 자연

스럽게 중요한 얼굴영역(머리, 눈, 코, 입, 턱)이 나타난다. 이러한 각각의 얼굴영역을 1차원 HMM의 5개의 스테이트에 할당할 수 있다[6]. 아래 (그림 4)는 1차원 HMM 얼굴 구조모형을 나타낸다.



(그림 4) 1차원 HMM 구조 모델

2.5 준 2차원 HMM

1차원 HMM 모델을 확장한 준 2차원 HMM 모델을 이용한 얼굴인식은 향상된 성능을 나타냈다[8]. 이것은 1차원 HMM 각각의 상태에 다시 1차원 HMM을 삽입하면 준 2차원 HMM으로 확장할 수 있다[9]. 이러한 준 2차원 HMM은 슈퍼스테이트와 삽입 스테이트로 구성된다. 위의 슈퍼스테이트는 2차원 얼굴이미지를 위에서 아래방향으로 모델링 할 수 있고 삽입 스테이트는 왼쪽에서 오른쪽으로 모델링 할 수 있다. 슈퍼 HMM의 구성요소는 다음과 같다.

- $S_0 = \{S_{0i}, 1 \leq i \leq N_0\}$ N_0 : 슈퍼스테이트 수
- $A_0 = \{a_{0ij}\}$ A_0 : 슈퍼스테이트 상태전이확률
- $\Pi_0 = \{\pi_{0ij}\}$ Π_0 : 슈퍼스테이트 초기상태분포

삽입 HMM의 구성요소는 다음과 같다.

- $S_1^k = \{S_{1ij}^k\}$ N_1^k : k번째 슈퍼스테이트의 삽입스테이트수
- $A_1^k = \{a_{1ij}^k\}$ A_1^k : k번째 슈퍼스테이트 상태전이확률
- $\Pi_1^k = \{\pi_{1ij}^k\}$ Π_1^k : k번째 슈퍼스테이트 초기상태분포

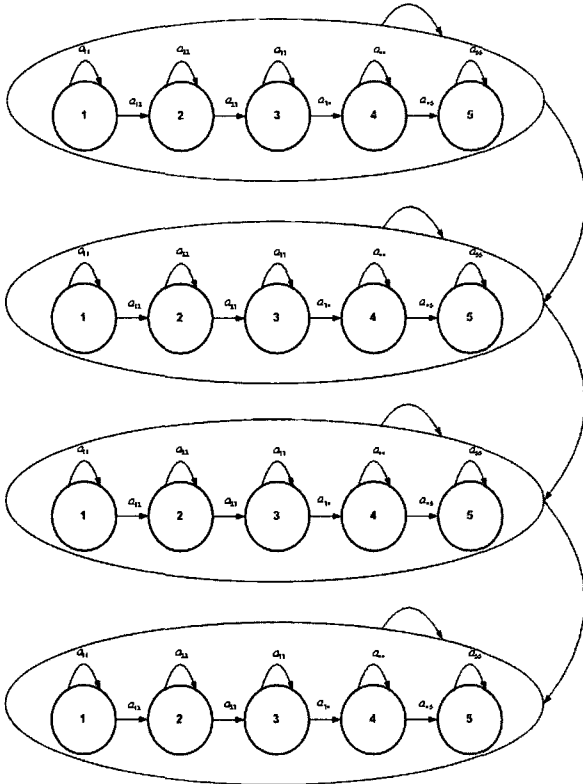
연속밀도 준 2차원 HMM의 경우 가장 일반적인 모델 확률밀도함수의 표현식은 다음과 같다.

$$b_i^k(O_{0,t1}) = \sum_{m=1}^M c_{im}^k N(O_{0,t1}; \vec{\mu}_{im}^k, \Sigma_{im}^k), 1 \leq i \leq N_1 \quad (8)$$

위 식(8)에서 c_{im}^k 는 슈퍼스테이트 k, State i, Mixture m에 대한 가중치 계수, $N(O_{0,t1}; \vec{\mu}_{im}^k, \Sigma_{im}^k)$ 는 평균 $\vec{\mu}_{im}^k$ 와 공분산 행렬 Σ_{im}^k 를 갖는 가우시안 확률밀도함수를 나타낸다.

본 논문에서는 준 2차원 HMM 모델을 얼굴인증에 적용한다. 이를 위해 얼굴이미지를 위에서 아래로의 슈퍼스테이트로 할당하고 이에 대해 왼쪽에서 오른쪽으로 1차원 HMM을 삽입하면 준 2차원 HMM 구조 모델을 구성할 수 있

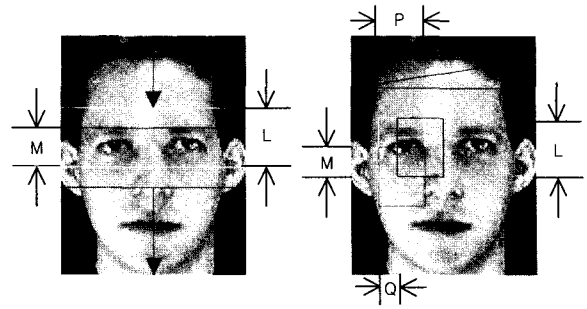
다[6]. (그림 5)는 5개의 슈퍼스테이트와 삼입스테이트를 갖는 준 2차원 얼굴 구조모델을 나타낸다.



(그림 5) 준 2차원 HMM 구조 모델

3. 얼굴특징벡터

폭 W와 높이 H인 얼굴이미지에 대해서 얼굴의 특징벡터 추출은 (그림 6)과 같다. 1차원 HMM의 경우 (그림 6)의 왼쪽과 같이 L*W인 블록 윈도우를 설정하고 이미지의 위에서 아래로 스캔한다. 이웃한 블록윈도우 사이의 중첩이 M일때 총 블록 윈도우 수는 관측벡터 수 T가 된다. 각 파라미터 값은 W=92, H=112, L=10, M=8, T=52를 사용한다. GMM과 준 2차원 HMM의 경우 (그림 6)의 오른쪽과 같이 P*L인 블록 윈도우를 설정하고 이미지의 왼쪽에서 오른쪽으로 위에서 아래로 스캔한다. 이웃한 블록윈도우 사이의 중첩은 수직방향으로 M, 수평방향으로 Q일 때 총 블록 윈도우 수는 관측벡터 수 T가 된다. 각 파라미터 값은 P=L=8, M=Q=6, T=2279를 사용한다. 이때 얼굴특징벡터는 얼굴이미지에서 분할한 블록이미지에 대한 2D DCT 계수를 사용한다. 각 블록의 픽셀값 대신 DCT 계수를 이용함으로써 특징벡터의 크기와 인공과정에서의 복잡성을 줄일 수 있다.



(그림 6) 특징벡터추출

그리고 2D DCT 계수는 주어진 이미지 블록 f(y,x)에 대해 직교 2D DCT 기저함수로 구성한다. DCT 계수를 포함하는 N*N 행렬 C(v,u)의 계산식은 다음과 같다.

$$C(v, u) = \alpha(v) \alpha(u) \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{N-1} f(y, x) \beta(y, x, v, u) \quad (9)$$

$$v, u = 0, 1, \dots, N-1$$

$$\alpha(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & , v=0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & , v=1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \quad (10)$$

$$\beta(y, x, v, u) = \cos\left(\frac{(2v+1)v\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \quad (11)$$

이때 계수는 저장된 정보량을 고려해 정보량이 큰 순서로 지그재그 패턴에 따라 구성한다. 여기서 M개의 DCT 계수를 사용한다.

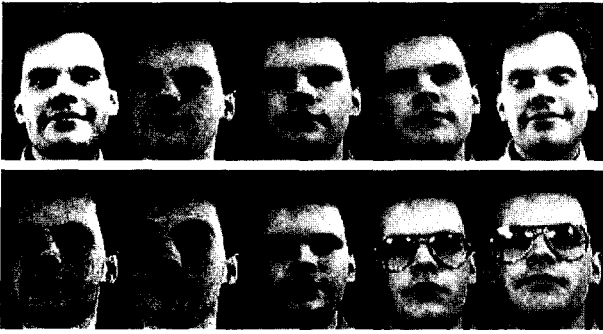
4. 실험 구성 및 방법

4.1 얼굴 데이터베이스

실험은 ORL(Olivetti Research Ltd.) 데이터베이스[10] (개인당 10장의 이미지, 총40명 400장 이미지)를 이용하여 실험하였다. (그림 7)은 한 사람에 대해 학습화 단계와 테스트 단계에서 사용한 이미지를 나타낸다. 데이터베이스는 다른 성별(남성, 여성), 얼굴표정, 헤어스타일, 안경 착용·미착용 등의 다양한 얼굴이미지를 포함한다.

4.2 실험구성

본 논문에서 인증승인자 C와 인증거절자 \bar{C} 에 대한 인증실험을 위해 ORL 얼굴데이터베이스 총 40명중 32명은 인증승인자로 나머지 8명은 인증거절자로 구성한다. 또한 아래의 (그림 7)과 같이 각 개인당 10장의 얼굴이미지 중 6장의 이미지는 학습화 모델을 세우는데 사용하고 4장의 이미지는 인증결정 실험에 사용한다.



(그림 7) 얼굴 데이터베이스

따라서 본 실험은 32명 4장의 이미지, 즉 128명의 인증 승인실험과 8명 4장의 인증승인자 32명에 대한 1024명의 인증거절실험을 한다. 또한 배경잡음모델 λ_b 는 10개를 사용하고 인증결정을 위한 임계값 τ 는 EER(FAR=FRR)이 되도록 임계값을 조정한다.

4.3 특징벡터변화 실험

본 논문에서는 얼굴인증에 효과적인 얼굴특징벡터 추출 방법을 알아보기 위해 위에서 설명된 2D DCT 특징벡터를 사용하여 조명변화 성능실험을 수행한다. 얼굴특징벡터 변화실험을 위해 GMM, 1차원 HMM, 준 2차원 HMM의 순서로 2D DCT에 사용한 특징 벡터수는 16,25,6이다.

4.4 조명변화실험

조명변화 실험을 위해 원래 얼굴이미지 $f(y,x)$ 의 왼쪽에서부터 오른쪽으로 아래 (그림 8)과 같이 인공적인 조명변화 델타(δ)값을 0,20,40,60,80으로 변화시켜가며 실험한다. 조명변화 된 새로운 얼굴이미지 $F(y,x)$ 는 다음과 같다.

$$F(y, x) = f(y, x) + mx + \delta, m = \frac{-\delta}{xSize/2} \quad (12)$$

$xSize$: 얼굴이미지의 수평방향 크기



(그림 8) 조명변화 이미지 ($\delta=0,20,40,60,80$)

5. 실험결과

본 논문은 얼굴인증을 위한 방법으로 PCA와 통계적 모델링 방법으로 GMM, 1차원 HMM, 준 2차원 HMM을 사용한다. 그리고 인공적인 조명변화에 따른 얼굴인증 성능평가를 위한 정량화 방법으로 FAR=FRR인 EER(Equal Error

Rate)를 사용한다.

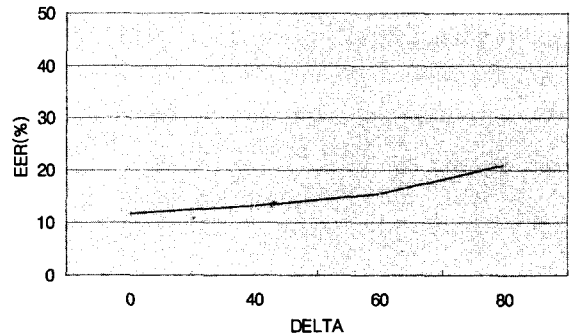
$$FAR(\%) = \frac{I_A}{I_T} \times 100(\%) \quad (13)$$

$$FRR(\%) = \frac{C_R}{C_T} \times 100(\%) \quad (14)$$

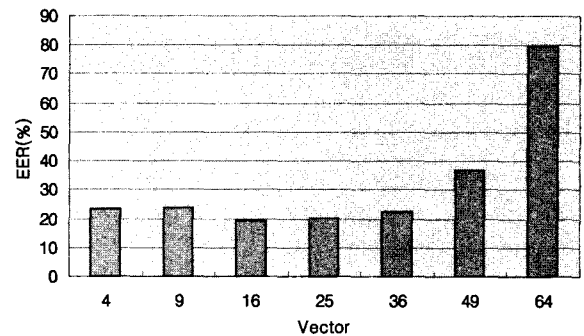
식 (13)의 FAR(False Acceptance Rate)은 오인증율을 나타내며 I_A 는 잘못 인증된 인증거절자의 수를 I_T 는 총 인증거절자 수를 나타낸다. 또한 식 (14)의 FRR(False Rejection Rate)은 오승인율을 나타내며 C_R 은 잘못 거절된 인증승인자의 수를 C_T 는 총 인증승인자 수를 나타낸다.

5.1 PCA & GMM 방법을 이용한 인증실험결과

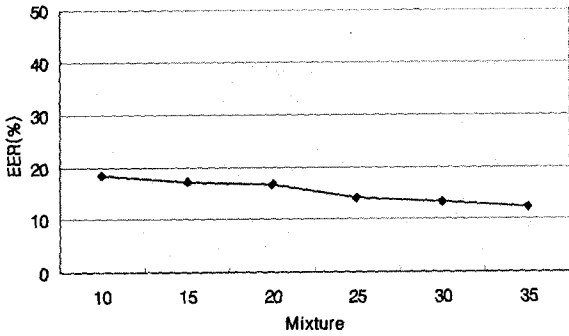
PCA 방법을 이용한 얼굴인증 실험을 위해 학습화 이미지 전체 집합에 대한 얼굴이미지의 공분산 행렬을 구하고 이 행렬에 대해 고유치와 고유벡터를 구한다. 이 고유벡터에 의해 고유공간이 생성된다. 테스트 얼굴이미지에 대한 고유공간으로의 사영으로 가중치 벡터를 구한 다음 가중치 벡터간의 유클리언(Euclidean) 거리를 측정하여 인증실험한다. PCA방법을 이용한 얼굴인증 실험을 위해 가장 큰 고유치에 대한 고유벡터 열 개를 사용하였다. (그림 9)는 고유벡터의 수가 10일 때 조명변화에 대한 PCA방법의 EER(%) 성능을 나타낸다. 조명변화에 따른 EER(%) 성능은 조명변화가 없는 경우($\delta=0$) 11.7%, 조명변화가 있는 경우($\delta=4, 0,60,80$) 13.28%, 15.62%, 21.09%를 나타낸다.



(그림 9) 조명변화에 대한 EER(%) 성능(PCA)



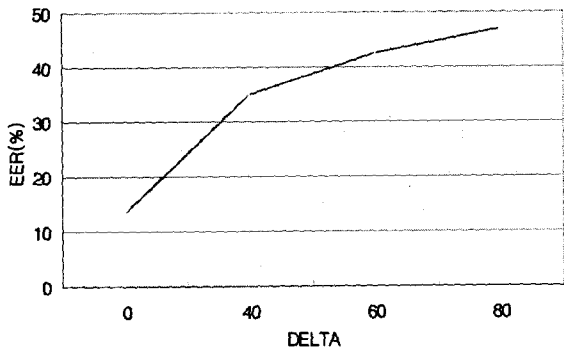
(그림 10) 특징벡터수의 변화에 따른 EER(%) 성능(GMM)



(그림 11) 혼합계수수의 변화에 따른 EER(%) 성능(GMM)

GMM 방법을 이용한 얼굴인증 성능에 영향을 미칠 수 있는 파라미터로 얼굴 특징벡터의 수와 가우시안 혼합계수의 수, 조명변화량이 사용된다. (그림 10)은 조명변화가 없는 경우의 혼합계수의 수가 8일 때, 특징벡터의 수를 변화 시켜가면서 인증 성능을 실험한 결과이다. 특징벡터의 수가 16일 때 19.2%의 가장 좋은 EER(%) 성능을 나타낸다. 그리고 (그림 11)은 조명변화가 없는 경우의 특징벡터의 수가 16일 때, 혼합계수의 수를 변화 시켜가면서 인증 성능을 실험한 결과이다. 혼합계수 수 30일 때 13.38%의 가장 좋은 EER(%)성능을 나타낸다.

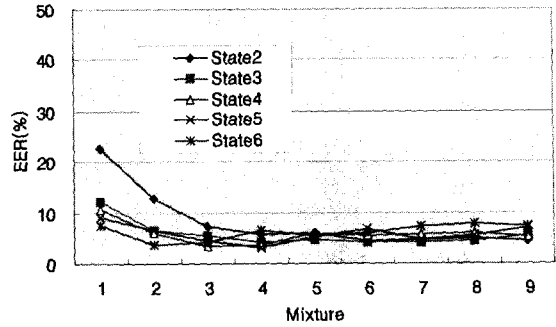
(그림 12)는 특징벡터 수 16, 혼합계수 수 30일 때 조명 변화에 따른 GMM 방법의 EER(%) 성능을 나타낸다. 조명 변화에 따른 EER(%) 성능은 조명변화가 없는 경우($\delta=0$) 13.38%, 조명변화가 있는 경우($\delta=40,60,80$) 32.03%, 39.84%, 41.41%를 나타냈다. 조명변화량이 커짐에 따른 성능 저하가 발생한다는 것을 알 수 있다.



(그림 12) 조명변화에 대한 EER(%)성능(GMM)

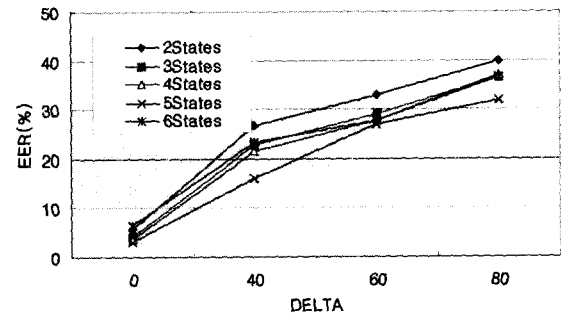
5.2 1차원 HMM 방법을 이용한 인증실험결과

1차원 HMM 방법을 이용한 얼굴 인증 성능에 영향을 미칠 수 있는 파라미터로 얼굴 특징벡터의 수와 상태 수, 혼합계수의 수, 조명변화량이 사용된다. (그림 13)은 조명변화가 없는 경우의 얼굴 특징벡터 수 25일 때, 상태수와 혼합계수수에 따른 EER(%) 성능을 나타낸다. 상태 수 5, 혼합계수 수 4일 때 3.18%의 가장 좋은 EER(%)성능을 나타낸다.



(그림 13) 상태수 변화에 따른 EER(%) 성능(1차원 HMM)

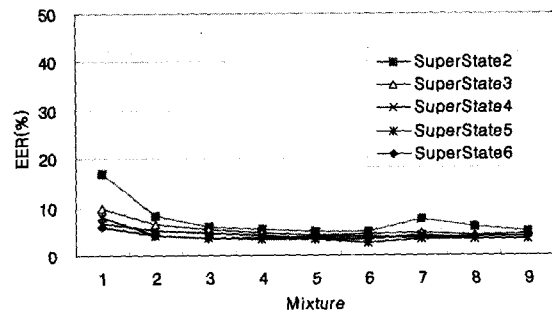
(그림 14)는 혼합계수 수 4일 때, 상태수와 조명변화에 따른 1차원 HMM의 EER(%) 성능을 나타낸다. 조명 변화에 따른 EER(%) 성능은 상태 수 5, 혼합계수 수 4일 때, 조명변화가 없는 경우($\delta=0$) 3.18%, 조명변화가 있는 경우($\delta=40,60,80$) 16.01%, 27.04%, 31.84% 나타났다. 조명변화량이 커짐에 따른 성능 저하가 발생한다는 것을 알 수 있다.



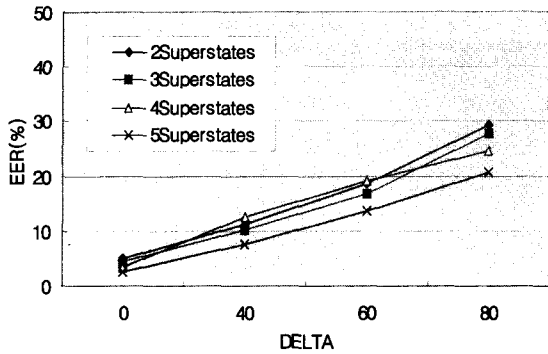
(그림 14) 조명변화에 대한 EER(%) 성능(1차원 HMM)

5.3 준 2차원 HMM 방법을 이용한 인증실험결과

준 2차원 HMM 방법을 이용한 얼굴 인증 성능에 영향을 미칠 수 있는 파라미터로 얼굴 특징벡터의 수와 슈퍼 스테이트 상태 수, 삽입 스테이트 상태 수, 혼합계수의 수, 조명 변화량이 사용된다. (그림 15)는 조명변화가 없는 경우의 얼굴 특징벡터 수 6일 때, 슈퍼스테이트 상태 수 5, 삽입 스테이트 상태 수 5, 혼합계수 수 6일 때 2.54%의 가장 좋은 EER(%)성능을 나타낸다.



(그림 15) 슈퍼스테이트 상태 수, 혼합계수 수 변화에 따른 EER(%) 성능(준2차원HMM)



(그림 16) 조명변화에 대한 EER(%) 성능(준2차원HMM)

(그림 16)은 삽입 상태 수 5와 혼합계수 수 6일 때, 슈퍼 스테이트 상태수와 조명변화에 따른 준 2차원 HMM의 EER(%) 성능을 나타낸다. 조명 변화에 따른 EER(%) 성능은 슈퍼 스테이트 상태 수 5, 삽입 상태 수 5, 혼합계수 수 6 일 때, 조명변화가 없는 경우($\delta=0$) 2.54%, 조명변화가 있는 경우($\delta=40,60,80$) 7.67%, 13.68%, 20.66% 나타났다. 조명 변화량이 커짐에 따른 성능 저하가 발생한다는 것을 알 수 있다.

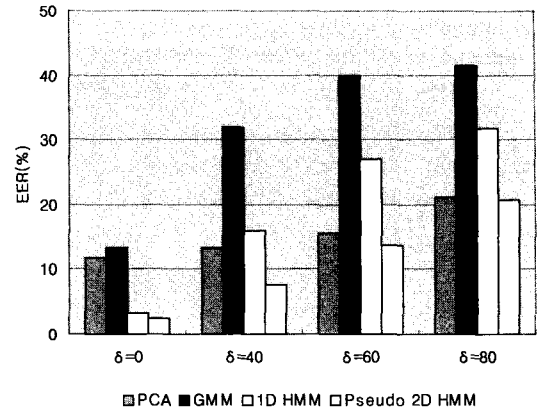
5.4 얼굴인증방법들의 조명변화 실험결과

아래 <표 1>과 (그림 17)은 PCA, GMM, 1차원 HMM, 준 2차원 HMM 방법을 이용한 얼굴인증 시스템의 조명변화에 대한 EER(%) 성능을 나타낸다. 실험결과 조명변화가 없는 경우($\delta=0$) PCA가 11.7%, GMM이 13.38%, 1차원 HMM이 3.18%, 준 2차원 HMM이 2.54%의 EER 성능을 나타냈다. 성능이 우수한 순서는 준 2차원 HMM, 1차원 HMM, PCA, GMM 이다. 또한 조명변화($\delta=40,60,80$)가 있는 경우 조명변화 값이 커질수록 네 가지 얼굴인증 방법 모두 성능 저하가 크게 발생한다. 조명변화가 없는 경우($\delta=0$)와 조명변화가 최대인 경우($\delta=80$)의 편차는 PCA가 9.39%, GMM이 28.03%, 1차원 HMM이 28.66%, 준 2차원 HMM이 18.12%를 보였다.

<표 1> 조명변화($\delta=0,40,60,80$)에 대한 EER(%) 성능

| 구 분 | $\delta=0$ | $\delta=40$ | $\delta=60$ | $\delta=80$ |
|-----------|------------|-------------|-------------|-------------|
| PCA | 11.70 | 13.28 | 15.62 | 21.09 |
| GMM | 13.38 | 32.03 | 39.84 | 41.41 |
| 1차원 HMM | 3.18 | 16.01 | 27.04 | 31.84 |
| 준 2차원 HMM | 2.54 | 7.67 | 13.68 | 20.66 |

조명변화에 따른 편차 값을 살펴보면 PCA와 준 2차원 HMM 방법이 GMM과 1차원 HMM 방법에 비해 상대적으로 조명변화에 견인한 얼굴인증 방법임을 알 수 있다. 그리



(그림 17) 얼굴인증 방법들의 조명변화에 대한 EER(%) 성능 (PCA,GMM,1차원 HMM,준2차원 HMM)

고 조명 변화가 있는 모든 경우에 대해 GMM 방법이 가장 나쁜 성능을 준 2차원 HMM 방법이 가장 좋은 성능을 나타냈다. 다음으로 조명변화가 없을 경우($\delta=0$) 1차원 HMM 방법이 PCA 방법보다 좋은 성능을 나타내지만 조명변화 값이 40 이상($\delta \geq 40$)일 때에는 반대로 PCA 방법이 1차원 HMM 방법보다 더 좋은 성능을 나타냈다.

6. 결 론

본 논문에서는 얼굴인증 시스템 구현을 위해 PCA와 통계적 모델링 방법인 GMM, 1차원 HMM, 준 2차원 HMM 을 사용한다. 또한 구현된 네 가지 얼굴인증 방법들의 조명변화 실험을 통해 조명변화에 견인한 얼굴인증 방법들에 대해 살펴보았다. 조명변화 실험을 위해 얼굴이미지의 왼쪽에서 오른쪽으로 인공적인 조명변화($\delta=0,40,60,80$)를 주었고 ORL(Olivetti Research Laboratory) 얼굴 데이터베이스를 사용하여 실험 하였다. 인증실험결과 네 가지 얼굴인증 방법 모두 조명변화 델타(δ)값이 커질수록 성능저하가 크게 발생한다. 또한 상대적으로 복잡한 계산과 많은 시간을 필요로 하는 준 2차원 HMM 방법이 조명변화에 관계없이 성능 면에서는 가장 우수한 성능을 나타냈다. 향후 본 논문에서 제안한 얼굴인증 방법 이외의 알고리즘을 이용한 얼굴인증과 다른 얼굴데이터베이스에 대한 비교연구가 필요하다. 또한 조명변화에 대한 견인한 얼굴인증 실험을 위해 인공적인 조명효과 대신 직접적인 조명장치를 이용한 전용 얼굴데이터베이스 구축과 조명변화 실험이 필요하다.

참 고 문 헌

[1] C. Sanderson, "Automatic Person Verification Using Speech and Face Information," PhD Thesis, University Brisbane, August, 2002.

[2] M. Turk, "Face Recognition using eigenfaces," in Proceedings of International Conference on Pattern Recognition, pp.586-591, 1991.

[3] C. Sanderson and K. K. Paliwal, "Likelihood Normalization for Face Authentication in Variable Recording Conditions," Proceedings of International Conference on Image Processing, Vol.1, pp.301-304, September, 2002.

[4] C. Sanderson and K. K. Paliwal, "Polynomial Features for Robust Face Authentication," Proceedings of International Conference on Image Processing, Vol.3, pp.997-1000, September, 2002.

[5] L. Rabiner and B. Huang, "Fundamentals of Speech Recognition," Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1993.

[6] F. Samaria, "Face Recognition Using Hidden Markov Models," PhD Thesis, University of Cambridge, 1994.

[7] D. A. Reynolds, "Speaker Identification and Verification Using Gaussian Mixture Speaker Models," Speech Communication, Vol.17, No.1-2, pp.72-83, 1995.

[8] A. Nefian, "A Hidden Markov Model Based Approach for Face Detection and Recognition," PhD Thesis, University of Georgia Institute of Technology, August, 1999.

[9] A. V. Nefian and M. H. Hayes, "Face Detection and Recognition Using Hidden Markov Models," International Conference On Image Processing, Vol.1, pp.141-145, 1998.

[10] <http://www.ukresearch.att.com/facedatabase>



고 대 영

e-mail : haemosu00@hanmail.net
 1999년 전남대학교 전자공학과(학사)
 2002년 전남대학교 대학원 전자공학과
 (공학석사)
 2002년 전남대학교 대학원 전자공학과
 박사과정

관심분야 : 멀티미디어 신호처리



김 진 영

e-mail : beyondi@chonnam.ac.kr
 1986년 서울대학교 전자공학과(학사)
 1988년 서울대학교 대학원 전자공학과
 (공학석사)
 1994년 서울대학교 대학원 전자공학과
 (공학박사)

1993년~1994년 한국통신소프트웨어연구소
 1995년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수
 관심분야 : 멀티미디어 신호처리



나 승 유

e-mail : syna@chonnam.ac.kr
 1977년 서울대학교 전자공학과(학사)
 1984년 University of Iowa 대학원 ECE
 (공학석사)
 1986년 University of Iowa 대학원 ECE
 (공학박사)

1987년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수
 관심분야 : 지능제어, 신호처리, 소프트 컴퓨팅, 센서신호 융합 등