

고유영상 투영거리를 이용한 얼굴영상 검색

(Face Image Retrieval by Using Eigenface Projection Distance)

임길택*
(Kil-Taek Lim)

요약 본 논문에서는 PCA(principal component analysis)기반의 특징을 이용한 효율적인 얼굴검색 방법을 제안한다. coarse-to-fine 전략을 사용하여 저차원 고유얼굴 공간에서 검색 결과들을 1차 정렬한 후 상위 후보들을 확장된 차원의 고유얼굴 공간에서 재정렬하는 방식으로 검색 순위를 재조정한다. 질의 영상과 클래스간의 유사도의 측정을 위해 PD(projection distance), MQDF(modified quadratic distance function), MED(minimum Euclidean distance)를 사용한다. 실험 결과 32×32 크기의 질의 영상에 PD를 활용하여 점진적으로 검색 결과를 조정하는 제안하는 방법이 얼굴검색에 효율적임을 알 수 있었다.

핵심주제어 : 얼굴검색, 얼굴인식, 고유영상

Abstract In this paper, we propose an efficient method of face retrieval by using PCA(principal component analysis) based features. The coarse-to-fine strategy is adopted to sort the retrieval results in the lower dimensional eigenface space and to rearrange candidates at high ranks in higher dimensional eigenface space. To evaluate similarity between a query face image and class reference image, we utilize the PD(projection distance), MQDF(modified quadratic distance function) and MED(minimum Euclidean distance). The experimental results show that the proposed method which rearrange the retrieval results incrementally by using projection distance is efficient for face image retrieval.

Key Words : Face Retrieval, Face Recognition, Eigen Face

1. 서론

얼굴영상의 자동 인식은 신분 증명, 보안 및 감시, 컴퓨터 상호작용 등 다양한 분야에서 활용 가능하여 최근 수 년간 활발히 연구되고 있다. 얼굴 인식은 다수의 인식 대상 중에서 현재 입력 영상을 특정하는 것뿐만 아니라, 세부적으로 얼굴검출·얼굴인증·얼굴검색을 포괄하기도 한다. 얼굴검출[1]은 입력 영상에 포함되어 있을

수 있는 얼굴 영역의 위치를 찾는 것이며, 얼굴인증[2]은 입력 얼굴영상이 이미 특정된 사람의 얼굴인지를 확인하는 것이라고 할 수 있다. 얼굴검색[3][4]은 데이터베이스 속에 저장된 얼굴영상 중에서 얼굴을 검색하는 것으로, 질의 정보가 문자가 아니라 얼굴영상이다.

본 논문은 효율적인 얼굴검색 방법에 관한 것이다. 데이터베이스에 저장된 얼굴영상들을 질의 얼굴영상에 유사한 순서대로 나열하는 것이 검색의 결과가 된다. 질의 정보를 얼굴영상으로

* 경주대학교 컴퓨터멀티미디어공학부

한정하여 얼굴이 아닌 영상은 입력되지 않으며, 얼굴영상 데이터베이스는 계속 확장될 수 있어 검색 대상 얼굴 클래스가 증가된다고 가정한다. 이와 같은 문제는 실종자나 범죄자의 얼굴영상 정보를 얼굴 데이터베이스에서 검색하는, 수사를 지원하는 시스템을 개발하는 것과 관련지을 수 있다. 본 논문에서의 얼굴검색의 목적과 두 가지 제한 사항을 고려했을 때, 얼굴 검출과 얼굴 인식에 성공적으로 적용된 기존의 다양한 특징(feature)과 방법이 우리의 문제에 반드시 효율적이라고 할 수 없다. 논문에서 고려하는 문제에서는 일반적인 얼굴 검출 연구[1]에서 거의 포함되는 비얼굴(non-face) 영상이 제외되며, 다른 얼굴 클래스와의 '분별'이 중요한 것이 아니라 입력 질의 영상과의 '유사성'이 더 중요하다. 또한 인식 결과를 검색 시스템 사용자가 모니터링하여 선택·조정할 수 있으므로 1순위 인식을 보다는 상위 N개의 누적 인식을 더 중요하게 본다. 마지막으로 얼굴영상 데이터베이스는 빈번하게 지속적으로 확장될 수 있다는 것도 주목하여야 한다.

따라서 본 논문에서는 다른 클래스와의 분리도를 기준으로 하는 '판별분석(discriminant analysis)'을 고려하지 않는다. LDA(Linear discriminant analysis)와 그것의 다양한 변형 방법들[5]을 이용한 특징은 '분별'을 우선으로 하고 인식 대상이 고정된 경우에는 유용하지만 본 논문의 얼굴검색에는 적절치 않다. 얼굴 클래스의 수가 계속 확장되므로 클래스간 스캐터(between-scatter)의 재학습이 용이하지 않기 때문이다. 최근 얼굴 인식에 많이 활용되는 Gabor 필터를 이용한 특징[6]은 인식을 측면에서 우월하나, 차원이 커서 특징 추출과 적용에 시간이 많이 걸려 검색에 유용하지 않다.

본 논문에서는 PCA(principal component analysis)[7]기반의 특징을 이용한 효율적인 얼굴검색 방법을 제안한다. 데이터베이스에 있는 얼굴 클래스마다 고유얼굴(eigenface)[8][9]을 구하여 고유얼굴 공간을 구성하고, 질의 영상을 각 고유얼굴 공간에 투영하여 저장 얼굴들과의 유사도를 측정한다. coarse-to-fine 전략에 따라 저차원 고유얼굴 공간에서 검색 결과들을 1차

정렬한 후 상위 후보들을 확장된 차원의 고유얼굴 공간에서 재정렬하는 방식으로 검색 순위를 재조정한다. 유사도는 PD(projection distance)[10], MQDF(modified quadratic distance function)[11], MED(minimum Euclidean distance)를 사용하여 측정된다. 질의 영상의 크기에 따른 검색 성능에 대해서도 분석한다. 실험 결과 32×32 크기의 질의 영상에 PD를 활용하여 점진적으로 검색 결과를 조정하는 제안하는 방법이 얼굴검색에 효율적임을 알 수 있었다.

2. 얼굴검색을 위한 방법

2.1 검색에 사용하는 거리 기준

얼굴인식과 같이 차원이 매우 큰 공간 상에서의 패턴인식 문제에서는 패턴벡터를 저차원 공간상으로 변환하여 인식하는 방법을 사용하는 것이 일반적이다. 차원 감축을 위해 사용하는 방법 중 가장 대표적인 방법이 KL 변환이라고도 불리는 주성분분석기법[7]이다. 얼굴영상의 KL 변환은

$$y = \Phi^T(x - \mu)$$

와 같이 이루어진다. 여기서 x 는 d 차원의 얼굴 영상이며, μ 는 평균벡터, Φ 는 $d \times d$ 의 변환행렬이다. Φ 의 열벡터들은 x 의 공분산행렬(Σ)의 고유벡터들로 고유치들의 크기 순서에 따라 차례대로 d 개가 저장되어있다. y 는 x 가 변환된 벡터로 d 개의 성분으로 구성되며, 역변환 하면 원래의 벡터 x 를 구할 수 있다. 인식에서는 d 차원의 벡터 x 대신에 상위 k 개($< d$)의 주성분들로 구성된 차원 감축된 벡터 $y_{(k)}$ 를 사용한다.

$y_{(k)}$ 를 역변환함으로써 복원벡터 \hat{x} 를 구할 수 있다. x 와 복원벡터 \hat{x} 의 차벡터를 복원오차벡터 \tilde{x} 라하며 이 벡터의 길이, $\|\tilde{x}\|$ 를 복원오차라 한다.

$$\begin{aligned}\hat{x} &= \Phi_{(k)} y_{(k)} + \mu \\ x - \hat{x} &= \tilde{x}\end{aligned}$$

이와 같은 주성분분석기법은 다른 방식으로 패턴인식에 사용될 수 있다. 클래스별로 변환행렬(Φ_i :클래스 i 의 변환행렬) 구하고 클래스별로 복원오차($\|\tilde{x}_i\|$: Φ_i 를 사용한 경우의 복원 오차)를 계산하는 것이다. 이때 복원 오차는 패턴 벡터와 클래스 부분공간과의 투영거리를 반영한다. 입력 질의 영상 x 와 클래스 i 의 얼굴 공간과의 투영거리(이때 얼굴 공간은 k 개의 고유벡터로 정의됨)는

$$D_P^k(x, i) = \|\tilde{x}_i\|^2 = \|x - \mu_i\|^2 - \sum_{j=1}^k [(x - \mu_i)^T \phi_{ij}]^2$$

와 같다. μ_i 는 클래스 i 에 속하는 얼굴영상들의 평균벡터이며, ϕ_{ij} 는 Φ_i 의 j 번째 열을 구성하는 벡터로 클래스 i 의 얼굴공간을 정의하는 고유얼굴 벡터이다. 일반적인 차원감축에 사용되는 주성분분석 기법이 전체 얼굴영상으로부터 파라미터를 계산하지만 이 경우는 클래스별로 파라미터를 구한 것이다. D_P^k 를 입력 패턴벡터와 클래스 부분공간(k 개의 기저벡터들로 정의됨)과의 투영거리(projection distance)[10]라 하며 DFFS(distance from feature space)[12]로 불리기도 한다. 얼굴 인식의 경우는 투영거리가 가장 작은 얼굴공간의 클래스가 되며, 얼굴검색의 경우는 질의 영상을 모든 얼굴 클래스의 부분공간에 각각 투영한 후 각각의 투영 거리를 구하고 크기 순으로 정렬하여 나타낸다. 결과적으로 투영거리가 작을수록 유사도가 높게 된다. 앞으로 D_P^k 를 이용한 검색기를 PDR이라 한다.

입력 패턴들이 가우시안 확률 분포임을 가정할 경우 최적 Bayesian 결정은 다음의 판별함수가 최소가 되는 클래스를 선택하는 것이다.

$$D_Q(x, i) = (x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) + \ln |\Sigma_i|$$

여기서 Σ_i 는 클래스 i 의 공분산행렬이다. 이 수

식은 고유치와 고유벡터의 형태로 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$D_Q(x, i) = \sum_{j=1}^d \frac{1}{\lambda_{ij}} [(x - \mu_i)^T \phi_{ij}]^2 + \sum_{j=1}^d \ln \lambda_{ij}$$

여기서 λ_{ij} 는 클래스 i 의 공분산행렬의 고유치이며 j 가 커질수록 값이 작게 정렬되어 있다. ϕ_{ij} 는 Σ_i 의 고유벡터로 λ_{ij} 에 대응된다. 이 식에서 부성분(minor components)에 대응되는 $(d-k)$ 개의 λ_{ij} 들을 상수 δ_i 로 바꾸면 수정된 quadratic 거리 기반의 판별함수가 된다[10]. D_Q^k 는 얼굴 인식, 얼굴검색 및 문자 인식에도 매우 성공적으로 적용되었다[12][13].

$$\begin{aligned}D_Q^k(x, i) &= \sum_{j=1}^k \frac{1}{\lambda_{ij}} [(x - \mu_i)^T \phi_{ij}]^2 \\ &\quad + \frac{1}{\delta_i} \sum_{j=k+1}^d [(x - \mu_i)^T \phi_{ij}]^2 \\ &\quad + \sum_{j=1}^k \ln \lambda_{ij} + (d-k) \ln \delta_i \\ &= \sum_{j=1}^k \frac{1}{\lambda_{ij}} [(x - \mu_i)^T \phi_{ij}]^2 + \frac{1}{\delta_i} D_P^k(x, i) \\ &\quad + \sum_{j=1}^k \ln \lambda_{ij} + (d-k) \ln \delta_i\end{aligned}$$

이 식에서 상위 k 개의 고유벡터들이 있는 항에 의한 거리를 DIFS(distance-in-feature-space) [12] 라고도 한다. 즉 quadratic 거리에 의한 판별함수는 DIFS와 DFFS로 정의될 수 있다. 우리의 문제에 있어서는 하위의 $(d-k)$ 개의 고유벡터를 구할 수 없다. 그러므로 우리는 상위 k 개의 고유벡터로써 복원 오차를 계산하여 판별함수 값을 계산하여 거리값을 구한다. 앞으로 D_Q^k 를 이용한 검색기를 QDR이라 한다.

입력 패턴벡터와 클래스 i 와의 거리를 고유벡터 공간상에서 구할 수도 있다.

$$D_E^k(x, i) = F(\|\Phi_{(k)}^T (x - \mu) - r_a(i)\|^2), \\ a = \{1, 2, \dots, m\}$$

여기서 $r_a(i)$ 는 클래스 i 에 속하는 m 개의 참조 영상들로부터 구해지는 k 차원의 주성분 벡터이고, μ 는 전체 학습 패턴벡터들에서 계산되는 평균벡터이다. $F(\cdot)$ 는 $\min(\cdot)$, $\max(\cdot)$, $avg(\cdot)$ 등 다양하게 선택할 수 있지만, 본 논문에서는 $\min(\cdot)$ 로 선택하였다. 이 거리는 DIFS와 유사한 것으로 백색화(whitening) 과정이 생략된 거리이다. 앞으로 주성분 특징 벡터간의 Euclidean 거리를 이용하는 D_E^k 기반의 검색기를 EDR이라 한다.

2.2 소규모 샘플 문제(SSSP: Small Size Sample Problem)

d 차원 공간상에 $m(m \ll d)$ 개의 벡터들이 존재할 때, 패턴집합의 공분산행렬의 rank는 $m-1$ 이 된다. $d-(m-1)$ 개의 고유치가 0이 되어 대응되는 $d-(m-1)$ 개의 고유벡터가 정의되지 않는다. $d \times d$ 의 공분산행렬을 구하는 것은 무의미하며 공분산행렬의 역행렬도 존재하지 않는다. 이와 같은 경우를 소규모 샘플 문제(SSSP: small size sample problem)[14]이라 한다. SSSP에서는 D_Q 와 같은 거리 함수를 사용할 수 없다.

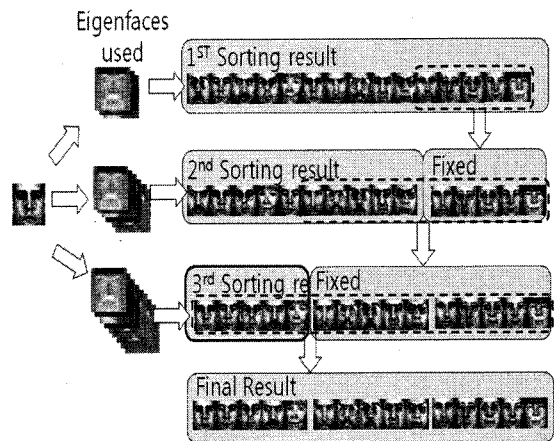
얼굴영상의 인식에 있어서 얼굴영상의 차원(d)은 보통 학습 얼굴영상의 수보다 현저히 커서 얼굴영상 인식문제는 SSSP에 해당하는 것이 일반적이다. 예를 들어 128×128 크기의 얼굴영상은 16,384차원의 공간상에 존재하며 $16,384 \times 16,384$ 차원의 공분산행렬로부터 16,384개의 고유치와 고유벡터를 구하여야한다. 현실적으로 이와 같은 경우에는 고유치와 고유벡터를 모두 구할 수 없다.

SSSP에 해당하는 얼굴인식 문제에서 공분산행렬의 고유치와 고유벡터는 다음과 같은 방법을 통해 구할 수 있다[8]. $d \times m$ 크기의 패턴 행렬을 $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]$ 라 두고, 각 패턴 벡터에 평균벡터를 뺀 벡터들로 구성된 새로운 패턴 행렬을 $X' = [(x_1 - \mu) \ (x_2 - \mu) \ \dots \ (x_m - \mu)]$ 라 둔다. x 의 공분산행렬($d \times d$)의 고유벡터는, $X'^T X'$ 행렬($m \times m$)의 고유벡터에 X' 을 곱함으로써 구할

수 있다(벡터 크기 정규화 과정 필요함). 고유치는 $X'^T X'$ 행렬의 고유치에 m 을 나눈 값이 된다. 이와 같은 방법으로 최대 $(m-1)$ 개의 고유치와 고유벡터를 구할 수 있다.

2.3 고유공간을 이용한 단계적 검색

본 논문에서는 얼굴검색에 coarse-to-fine 전략을 적용한다. d 차원의 고차원 공간상의 입력 얼굴영상을 단계적으로 검색하여 검색 정밀도를 높이도록 한다. 그림 1에 검색의 전체적인 개념을 예로서 나타내었다. 입력 질의 영상은 1단계 검색에서 소수의 고유얼굴로 정의되는 공간으로 투영되는데 2.1절에서 서술한 거리 함수에 따라 거리가 측정된다. 측정된 거리에 따라 데이터베이스에 있는 모든 얼굴들은 정렬된다. 2단계 검색에서는 1단계 검색에서 하위 순위에 있는 얼굴들을 제외한 나머지에 상위 순위 얼굴들에 대해 보다 많은 수의 고유얼굴영상을 적용하여 다시 검색 결과를 생성한다. 이와 같은 과정을 반복적으로 수행함으로써 최종적으로 질의 얼굴에 대한 나열된 검색 결과를 얻을 수 있게된다. 데이터베이스의 크기가 변하고, 원하는 검색의 품질 등이 달라지므로 고유벡터의 수와 검색 단계의 수를 특정할 수는 없다.

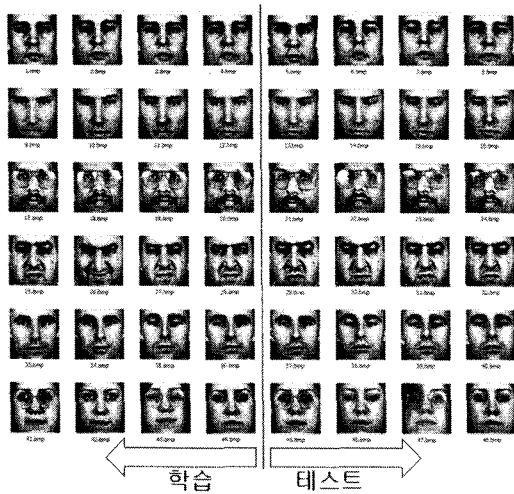


<그림 1> 고유얼굴 공간의 단계적 적용에 의한 질의 영상 검색

3. 실험 및 결과

3.1 실험 데이터

본 논문의 실험에 사용된 얼굴영상 데이터베이스는 XM2VTS이다. 데이터베이스내의 샘플 영상을 그림 2에 나타내었다. 전체 287개의 얼굴 클래스로, 각 클래스는 8개의 영상으로 구성되어 있어 전체 2296개의 얼굴영상이 데이터베이스에 있다. 실험의 편의를 위해 전처리를 통해 그림 2와 같은 형태로 얼굴을 잘라내고 눈의 위치를 정렬하였다. 실험에서는 각 클래스마다 학습에 4개, 테스트에 4개를 각각 사용하였다. 다양한 실험을 위해 영상을 128×128, 64×64, 32×32 크기로 샘플링하여 데이터베이스를 확장하였다.



<그림 2> 실험 영상의 예

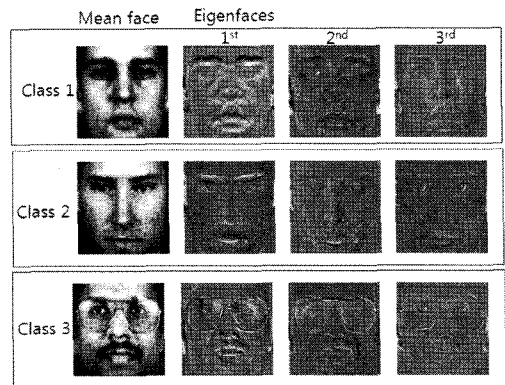
3.2 고유얼굴영상을 이용한 얼굴검색 실험

학습에 사용된 128×128크기의 전체 얼굴영상들을 대상으로 하여 구한 고유얼굴영상들 중 상위 5개의 고유치에 해당하는 영상들을 예로써 그림 3에 나타내었다. 이들 영상들을 2.2절에서 설명한 방법으로 구하였으며, 개별 영상들은 모두 얼굴의 형태를 띠고 있는데 각각 직교한다. 그림 3의 고유얼굴영상들은 EDR에서 사용하는 직교 정규 기저벡터들이다.

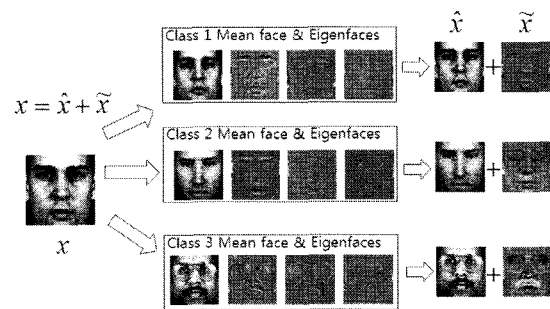


<그림 3> 전체 학습 얼굴영상 집합의 고유얼굴영상의 예

PDR은 질의 영상과 각 클래스의 고유얼굴 공간과의 거리를 기반으로 검색한다. 따라서 각 클래스의 고유얼굴영상들을 구하여야한다. 그림 4에 3명에 대한 고유얼굴영상들을 나타내었다. 각 클래스별 학습 영상이 4개 있으므로 최대 3개의 고유얼굴영상을 구할 수 있다. 이 영상들의 크기는 128×128이다. 질의 영상은 각 클래스의 고유얼굴 공간으로 투영되고 복원됨으로써 복원 오차 영상이 생성된다. 그림 5에 그 과정을 나타내었다. 각 클래스별 복원 오차 영상 벡터의 길이를 이용함으로써 질의 영상과 각 클래스 영상의 유사도를 측정할 수 있다. QDR도 질의 영상과 그림 4의 각 클래스의 고유얼굴영상들을 이용한다. 세가지 방법 모두 검색 단계가 높아짐에 따라 사용되는 고유영상이 많아진다.



<그림 4> 각 얼굴 클래스의 고유얼굴영상의 예



<그림 5> 클래스별 고유영상을 이용한 질의 영상의 분해 및 복원

질의 영상이 주어지면 검색기는 저장된 모든 영상을 질의 영상과 비슷한 순서대로, 즉 유사도 기준에 따른 유사도 순서대로 나열한다. 상위 k개의 영상에서 질의 영상이 있으면 rank k에서 검색이 성공한 것으로 간주한다.

PDR, QDR, EDR의 검색률을 얼굴영상의 크기별로 계산하여 표 1, 표 2, 표 3에 각각 나타내었다. 이 검색률은 단계별로 고유얼굴영상들의 수를 다르게 사용하지 않고 동일하게 두고 구한 것이다. 표 1과 표 2의 실험에서 사용된 고유벡터는 3개이다. 얼굴영상의 크기에 따라 검색률의 성능차이가 뚜렷하게 나타나지 않는다. rank 1 검색률의 경우 영상의 크기가 작은 경우가 더 높지만, rank 수가 커짐에 따라 영상의 크기와 검색률간의 상관성은 두드러져 보이지 않는다. 하지만 얼굴영상의 크기를 32×32 정도의 작은 크기로 하더라도 검색률이 저하되지 않음을 알 수 있다. 검색에 있어서는 1순위 인식을보다는 상위 몇 개의 후보 검색률이 보다 중요하다고 한다면 32×32의 비교적 작은 크기의 영상으로 고속 검색을 하는 것이 적절하다고 할 수 있다. 또한 PDR과 QDR의 검색 성능의 차이는 거의 없음을 확인할 수 있다. 이는 DIFS보다 DFSS가 매우 커서 QDR의 결과가 DFSS에 보다 더 큰 영향을 받기 때문이다. 따라서 DFSS 기반의 PDR과 유사한 결과가 나오게 된다. DFSS의 가중치를 δ 를 조절함으로써 미세한 성능 향상을 기대할 수 있겠지만 본 논문에서 다루고자 하는 내용이 아니므로 생략한다. EDR의 검색률은 200개의 고유벡터를 사용하였다. 전체적으로 EDR이 PDR과 QDR에 비해 검색 성능이 떨어짐을 알 수 있다.

<표 1> 얼굴영상의 크기에 따른 PDR 검색률 (사용된 고유벡터의 수=3)

영상 크기	rank 1	rank 10	rank 30	rank 50
32×32	86.76	96.6	98.43	99.04
64×64	86.59	96.43	98.61	98.95
128×128	86.5	96.6	98.61	99.65

<표 2> 얼굴영상의 크기에 따른 QDR 검색률 (사용된 고유벡터의 수=3)

영상 크기	rank 1	rank 10	rank 30	rank 50
32×32	86.76	96.69	98.43	99.04
64×64	86.5	96.43	98.61	98.95
128×128	86.5	96.6	98.61	98.87

<표 3> 얼굴영상의 크기에 따른 EDR 검색률 (사용된 고유벡터의 수=차원=200)

영상 크기	rank 1	rank 10	rank 30	rank 50
32×32	84.06	95.82	98.00	99.13
64×64	85.02	96.08	98.26	98.87
128×128	85.02	96.17	98.17	98.78

검색 단계별 각 검색기의 검색률을 표 4, 표 5, 표 6에 각각 나타내었다. 표 4와 표 5에서는 각 단계별로 고유벡터의 수를 하나씩 증가시켰다. 표 6은 1단계에서는 50개, 2단계에서는 100개, 3단계에서는 200개의 고유벡터를 적용하였다. 얼굴영상의 크기는 동일하게 32×32이다. PDR과 QDR은 검색 성능이 비슷하게 나왔다. EDR의 성능은 다른 두 검색기보다 낮다는 것을 알 수 있다. 표 1과 표 4를 비교해보면 단계별로 검색을 하더라도 성능이 저하되지 않고 안정적으로 유지됨을 알 수 있다. 표에서 32×32 크기의 영상에 대한 검색율을 나타내었지만 다른 크기의 영상에서도 비슷한 양상으로 뚜렷한 성능의 차이는 없었다.

<표 4> 검색 단계별 PDR의 검색률(얼굴영상 크기= 32x32)

단계별 결과	rank 1	rank 10	rank 30	rank 50
1	-	-	-	99.13
2	-	-	98.43	99.13
3	86.76	96.6	98.43	99.13

<표 5> 검색 단계별 QDR의 검색률(얼굴영상 크기= 32x32)

단계별 결과	rank 1	rank 10	rank 30	rank 50
1	-	-	-	99.13
2	-	-	98.43	99.13
3	86.76	96.69	98.43	99.13

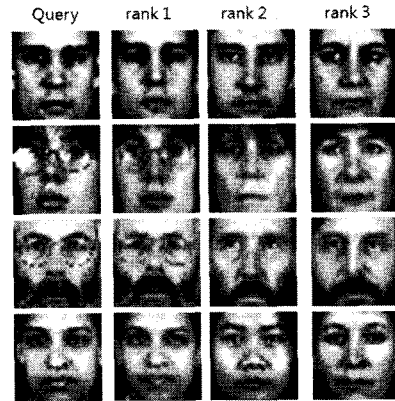
<표 6> 검색 단계별 EDR의 검색률(얼굴영상 크기= 32x32)

단계별 결과	rank 1	rank 10	rank 30	rank 50
1	-	-	-	98.87
2	-	-	97.91	98.87
3	84.06	95.82	97.91	98.87

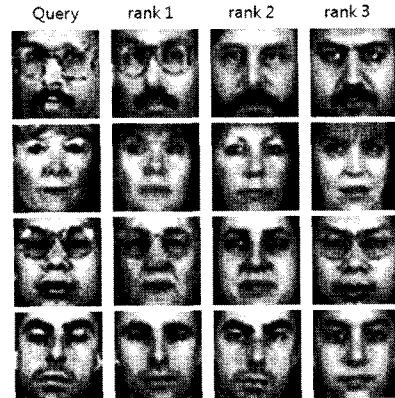
검색 성능을 표로 모두 제시하지 않았지만, 세 가지 검색기 모두 영상 크기에 따라 검색 성능이 거의 차이가 나지 않음을 확인하였다. EDR의 경우 검색 속도는 빠를 수 있지만, 검색 성능이 가장 좋지 않으며, 얼굴 데이터베이스가 확장될 때 ‘거대한’ 크기의 공분산 행렬을 재추정하고 그로부터 고유벡터를 계산해야하므로 우리의 문제에서는 좋은 방법이라고 할 수 없다. 하지만 PDR과 QDR은 검색률이 상대적으로 좋을뿐만 아니라, 데이터베이스가 확장된 경우에도 추가된 얼굴 클래스에 대한 고유얼굴영상들만을 새롭게 추가하면 되는 장점도 있다.

PDR의 검색 결과가 rank 1에서 성공한 경우와 실패한 경우에 대해 그림 6과 그림 7에 각각 나타내었다. 가장 왼쪽 열의 영상들이 질의 영상들이고 나머지 세 개의 열에 있는 영상은 각 rank에서의 클래스 영상이다. 각 rank 영상은 각 클래스에 있는 영상들의 평균 영상들로 나타내었다. 각 그림을 보면 질의 영상과 매우 유사한 얼굴들이 검색되었음을 알 수 있다. 그림 7은 rank 1에서 검색 실패한 경우인데, 질의 영상과 rank 1영상이 육안으로는 구분이 매우 힘든 것인 것을 확인할 수 있다. 얼굴검색 결과를 검색기 사용자가 최종적으로 선택하고 조정할

수 있다는 것을 감안하면 rank 1에서 검색 실패 하더라도 결과를 충분히 활용할 수 있을 것이다.



<그림 6> 질의 영상과 검색 결과 영상(rank 1에서 검색 성공)



<그림 7> 질의 영상과 검색 결과 영상(rank 1에서 검색 실패)

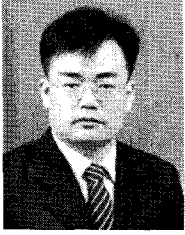
4. 결 론

본 논문은 효율적인 얼굴검색 방법에 관한 것으로, 데이터베이스에 저장된 얼굴영상들을 질의 얼굴영상에 유사한 순서대로 나열하는 것을 검색의 결과로 한다. 질의 정보를 얼굴영상으로 한정하여 얼굴이 아닌 영상은 입력되지 않으며, 얼굴영상 데이터베이스는 계속 확장될 수 있어 검색 대상 얼굴 클래스가 증가된다고 가정하고 검색기를 구현하였다.

제안 방법은 PCA 기반의 특징을 이용하는 것으로, 데이터베이스에 있는 얼굴 클래스마다 고유얼굴영상을 구하여 고유얼굴 공간을 구성하여 이를 검색에 활용한다. 질의 영상을 각 고유얼굴 공간에 투영하여 저장 얼굴들과의 유사도를 측정 후 고유얼굴 공간에서 검색 결과들을 1차 정렬한 후 상위 후보들을 확장된 차원의 고유얼굴 공간에서 재정렬하는 방식으로 검색 순위를 재조정한다. 유사도는 PD, MQDF, MED를 사용하여 측정하였고, 질의 영상의 크기에 따른 검색 성능에 대해서도 분석하였다. 실험 결과 32×32 크기의 질의 영상에 PD를 활용하여 점진적으로 검색 결과를 조정하는 제안하는 방법이 얼굴검색에 효율적임을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] K. Sung and T. Poggio, "Example-based learning for view-based human face detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell.* vol 20. no. 1 pp. 39-51. 1998
- [2] J. Jang, H. Han, and J. Kim, "Evolutionary algorithm-based face verification," *Pattern Recognition Letters* vol. 25, pp. 1857-1865, 2004
- [3] C. Chen, Y. Shieh, and H. Chu, "Face image retrieval by projection based features," *The third international workshop on image quality and its applications*, pp. 138-144, 2008
- [4] H. Kim, D. Kim, and S. Bang, "Face retrieval using 1st- and 2nd-order PCA mixture model," *International Conference on Image Processing*, vol. II pp. 605-608, 2002
- [5] J. Lu, K. Plataniotis, and A. Venetsanopoulos, "Regularization studies of linear discriminant analysis in small sample size scenarios with application to face recognition," *Pattern Recognition Letters* 26, pp. 181-191, 2005
- [6] L. Shen and L. Bai, "A review on Gabor wavelets for face recognition," *Pattern Anal. Appic.*, 9, pp. 273-292, 2006
- [7] R. Gonzalez, R. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd Ed., 2002
- [8] M. Turk, "A random walk through Eigenspace," *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, vol. E84-D, No. 12, pp. 1586-1595 2001
- [9] P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell.* vol. 19, no. 7, pp. 711-720, 1997
- [10] C. L. Liu and H. Sako, "Class-specific polynomial classifier for pattern classification and its application to handwritten numeral recognition," *Pattern Recognition* 39, pp. 669-681, 2006
- [11] F. Kimura, K. Takashina, S. Tsuruoka, and Y. Miyake, "Modified quadratic discriminant functions and the application to chinese character recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell.* vol 9. no. 1 pp. 149-153, 1987
- [12] X. Wang and X. Tang, "Subspace analysis using random mixture models," *Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, vol. 1, pp. 574-580, 2005
- [13] T. Long and L. Jin, "Building compact MQDF classifier for large character set recognition by subspace distribution sharing," *Pattern Recognition* 41, pp.2816-2925, 2008
- [14] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, 2nd ed., Academic Press, 1990.



임 길 택 (Kil-Taek Lim)

- 1993년 2월: 경북대학교 전자 공학과(공학사)
- 1995년 2월: 경북대학교 전자 공학과(공학석사)
- 1999년 2월: 경북대학교 전자 공학과(공학박사)
- 1999년 3월~2004년 2월: 한국전자통신연구원
우정기술연구센터 선임연구원
- 2004년 3월~현재: 경주대학교 컴퓨터멀티미디어공학부 조교수
- 관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터비전, 멀티미디어
신호 처리, 신경망 등