

논문 2004-41SP-4-6

PCA 기반 LDA 혼합 알고리즘을 이용한 실시간 얼굴인식 시스템 구현

(The Embodiment of the Real-Time Face Recognition System Using
PCA-based LDA Mixture Algorithm)

장혜경*, 오선문*, 강대성*

(Hye-Kyoung Jang, Sun-Moon Oh, and Dae-Seong Kang)

요약

본 논문에서는 실시간 얼굴인식 시스템을 위한 새로운 PCA 기반 LDA 혼합 알고리즘을 제안한다. 크게 얼굴추출 부분과 얼굴인식 부분으로 구성 되어 있으며, 얼굴추출 부분에는 차영상, color filtering, 눈과 입의 영역 검출 그리고 정규화 방법을 사용하였고, 얼굴인식 부분에는 추출된 얼굴 후보 영역 영상에 PCA와 LDA를 혼합하여 적용하였다. 기존의 PCA만을 사용한 인식시스템은 낮은 인식률을 보였으며, LDA만을 사용한 인식시스템에서는 학습데이터의 수에 비하여 영상의 화소 개수가 많은 경우 LDA를 입력 영상에 그대로 적용하기 곤란하였다. 이러한 단점을 극복하기 위하여, 정규화된 영상에 PCA를 적용하여 차원을 축소한 후 LDA를 사용하여 실시간 인식을 가능하게 하였으며, 인식률 또한 향상시킬 수 있었다. 제안한 시스템의 성능을 평가하기 위하여 자체 제작한 DAUface의 데이터베이스를 가지고 실험을 하였다. 실험 결과, 제안된 방법이 PCA 방법과 LDA 방법, 그리고 ICA 방법에 비해 인식률이 상당히 우수함을 알 수 있었다.

Abstract

In this paper, we propose a new PCA-based LDA Mixture Algorithm(PLMA) for real-time face recognition system. This system greatly consists of the two parts: 1) face extraction part; 2) face recognition part. In the face extraction part we applied subtraction image, color filtering, eyes and mouth region detection, and normalization method, and in the face recognition part we used the method mixing PCA and LDA in extracted face candidate region images. The existing recognition system using only PCA showed low recognition rates, and it is hard in the recognition system using only LDA to apply LDA to the input images as it is when the number of image pixels are small as compared with the training set. To overcome these shortcomings, we reduced dimension as we apply PCA to the normalized images, and apply LDA to the compressed images, therefore it is possible for us to do real-time recognition, and we are also capable of improving recognition rates. We have experimented using self-organized DAUface database to evaluate the performance of the proposed system. The experimental results show that the proposed method outperform PCA, LDA and ICA method within the framework of recognition accuracy.

Keywords : Face recognition, PCA(Principal Component Analysis), LDA(Linear Discriminants Analysis), CA(Independent Component Analysis)

I. 서론

컴퓨터를 이용하여 얼굴인식을 자동으로 처리하고자

하는 연구는 출입 통제 시스템이나, 기타 보안 시스템, 신용카드나 운전면허증, 여권과 같은 개인 확인 시스템, 범죄자 관리 그리고 미아·가출인 자동 검색 등 다양한 분야에 유용하게 활용될 수 있는 기술로써 활발하게 연구되고 있다. 본 논문에서는 실시간 얼굴인식을 위하여 자동화된 얼굴인식 시스템의 개발을 목표로 한다.

기존의 얼굴인식에는 얼굴의 국부적인 특징을 이용한 방법, 얼굴 형판 정합에 기반한 방법, 인공신경망을

* 정회원, 동아대학교 전자공학과
(Dept. of Electronic Eng., Dong-A University)

※ 이 논문은 2003학년도 동아대학교 학술연구비(공모 과제) 지원에 의하여 연구되었음.

접수일자: 2004년4월1일, 수정완료일: 2004년5월27일

이용한 학습형 인식방법 등이 있었으나, 영상 학습으로 인한 방대한 메모리양과 계산 시간의 문제가 제기되었다. 이런 문제점을 해결하기 위한 방법으로는 얼굴 영상 벡터를 하나의 벡터 공간상의 특징 벡터들로 변환하여, 질의 영상의 특징 벡터와 학습 영상의 특징 벡터들을 비교하는 얼굴인식 방법이 활발히 연구 되고 있다. 대표적으로 Eigenface 방법^[1]인 PCA(Principal Component Analysis)^[2], Fisherface 방법인 LDA(Linear Discriminants Analysis)^[3] 그리고 ICA(Independent Component Analysis)^[4]가 있다. 여기서 training set의 크기가 작을 경우 PCA가 LDA보다 우수하며^[5], 반면에 영상의 조명 변화가 큰 경우 LDA가 PCA보다 우수함^[6]이 보고 되어 있다. 위와 같이 소개된 방법들 중 한가지 만으로는 만족할 만한 인식률을 획득하기 힘들다. 따라서 본 논문의 얼굴추출 부분에서는 살색영역추출 및 에지검출에 의한 얼굴추출방법을 사용하고, 인식부분에서는 PCA방법과 LDA방법을 혼용하여 시스템을 구축하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 얼굴 후보 영역 검출 기법을 소개하고, III장에서는 제안 시스템의 얼굴인식 방법을 설명하고, 학습 기법으로서 PCA와 LDA의 이론적인 원리를 소개한다. IV장에서는 얼굴인식 실험을 수행하여 결과를 분석하였다. V장에서는 결론을 맺고 추후 연구 방향을 제시한다.

II. 얼굴 후보 영역 검출

얼굴 후보 영역 검출 전체 구성도는 그림 1과 같다. 그림 1의 (a)는 배경 영상, (b)는 입력 영상, (c)는 입력 영상과 배경 영상의 차영상, (d)는 차영상으로 masking 한 영상, (e) color filtering 결과 영상, (f) labeling 결과 영상, (g) edge 검출 영상, (h) 눈과 입 탐색 영상, (i) 정규화된 영상이다.

본 논문에서는 먼저 배경 영상과 입력 영상과의 차를 이용하여 움직인 부분에 대해서 얼굴 후보 영역(d)을 결정한 후 RGB 색 공간으로부터 YCbCr 색 공간으로 변환하여 Cb와 Cr 성분만을 가지고 피부색 분할을 수행한다. Cb와 Cr의 임계치는 제안된 얼굴 영역 검출 알고리즘의 전처리 과정으로 표본 영상들로부터 50명의 얼굴 영역의 피부색 화소들만을 취한 후 피부색 색채 히스토그램을 계산하여 좀 더 확장하여 설정하였다. 그림 1의 (e)는 얼굴 후보 영상에 대해 임계치를 적용하여 피부색으로 분할된 영상을 보여준다. 또한 잠영상을

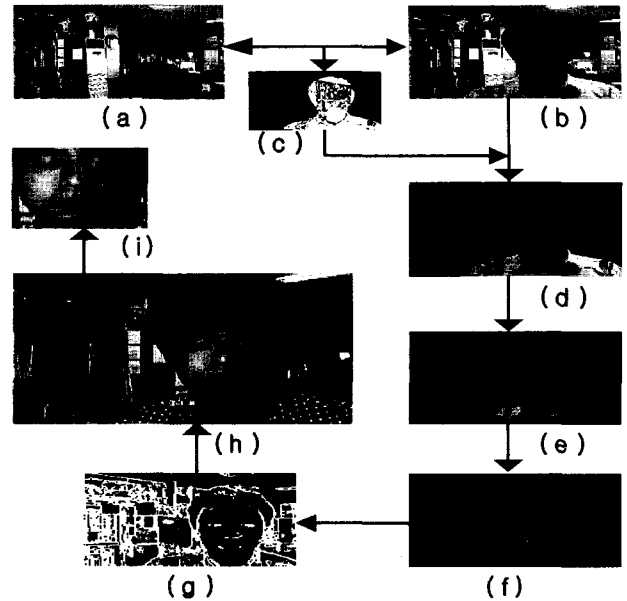


그림 1. 얼굴 후보 영역 검출

Fig. 1. Facial candidate region detection.

제거하기 위해 labeling 기법을 적용하였다. 눈 영역 검출에는 얼굴 요소에 대한 많은 정보를 가지고 있는 edge정보를 이용한다. 눈의 경우에는 눈동자에 의한 수직 성분의 강한 edge가 검출되고, 입은 수평 성분의 edge가 강하게 검출됨을 이용하여 각 요소별로 분리된 edge 검출로 눈과 입을 추출한다. 추출한 눈과 입의 정보를 이용하여 학습의 입력으로 사용되는 64×64 크기의 그레이 영상으로 정규화 시켜 얼굴 후보 영역을 획득한다.

III. 얼굴인식

얼굴인식 수행 과정은 그림 2의 구조와 같다. 입력 얼굴 영상 및 학습을 위한 얼굴 영상은 모두 전처리 과정을 거친 후 사용된다. 다음으로 얼굴 표현기는 전처리된 영상을 비교사 학습 과정으로 학습된 basis를 이용하여 각각의 대응하는 코딩으로 변환한다. 입력 얼굴 코딩은 얼굴 분류기의 입력으로 사용되고, 얼굴 분류기는 Euclidean distance를 사용하여 입력 얼굴 코딩을 학습된 얼굴 코딩들과 비교하여 가장 비슷한 얼굴을 찾아낸다.

1. PCA

PCA^[2]는 평균과 분산까지의 통계적 성질을 이용한 2차 통계적 기법이다. PCA는 입력 자료에 대하여 최대 공분산의 각 방향을 가리키는 직교 정규화된 일련의 축

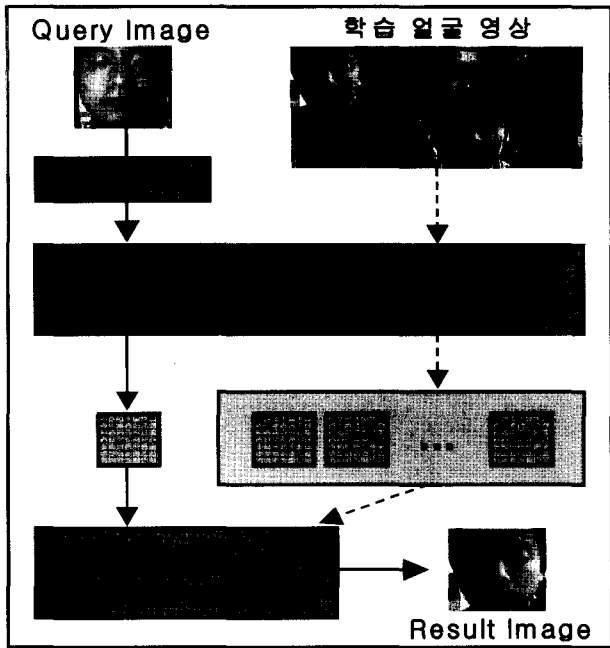


그림 2. 얼굴인식 모델
Fig. 2. Face recognition model.

들의 집합을 찾는다. 이는 입력 자료의 가장 중요한 축들을 찾아 효율적으로 자료의 차원을 줄일 수 있는 장점을 갖게 됨을 의미한다. 그러나 PCA는 2차 통계 자료만을 사용하기 때문에 영상에서 가장 기본적인 특징이라 할 수 있는 edge를 나타내기가 어려운 단점이 있다.

주어진 자료를 X 라 놓고, n 개의 관찰된 표본이 있다면 X 를 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 과 같이 정의할 수 있다. 이때 X 의 각 표본 x_i 는 해당 표본을 구성하는 $x_i = [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(m)]^T$ 와 같이 m 개의 데이터로 구성되어 있다고 하고, 이때 T 는 행렬의 전치를 나타낸다. 만약 얼굴 영상의 경우라면 이때의 m 의 값은 해당 얼굴의 픽셀 수가 될 것이며 1차원 벡터로 나타낼 수 있다. 계산의 편의를 위해 X 의 각 행의 값의 평균을 0으로 만들어 주었다고 가정한다.

이때 주요 요인 축들은 $\frac{1}{n}XX^T$ 의 공분산 행렬의 고유벡터 값들이다. 이때 해당 고유값들은 그 축들의 분산 값을 나타낸다. 첫째 주요 축은 최대의 분산 값을 가지고, 둘째 주요 축은 첫 번째 축에 수직하며 그 다음으로 가장 큰 값을 가진다. 이러한 방법으로 나머지 축들이 구성된다. 따라서 $\frac{1}{n}XX^T$ 을 이용하여 공분산 행렬의 고유벡터와 고유값을 구한 후에 고유값을 크기에 따라 정렬하고 이때 고유벡터도 해당 고유값의 위치대

로 정렬한다. 일반적으로 뒤쪽에서 어느 정도의 고유값들은 0 또는 0에 가까운 값을 가지게 되어 이를 버릴 수 있어 입력 데이터의 차원을 줄일 수 있다.

PCA로 데이터를 표현하는 방법은 다음과 같다. 우선 PCA로 데이터가 표현되는 것을 R 이라 놓고 이때 각 행이 원래 데이터의 표본에 매칭된다. 위에서 언급한 고유벡터가 열로 들어 있는 행렬을 V 라고 하였을 때 $R = X^T V$ 와 같이 R 을 구할 수 있다.

고유벡터 V 가 대칭적이고, 직교 정규화되어 있으므로 $VV^T = I$ 의 성질을 가지며, 역으로 데이터를 변환하는 것은 $X^T = RV^T$ 와 같이 구할 수 있다.

본 논문에서는 고유값 크기의 내림차순으로 고유벡터를 정렬하고, 작은 값 $d(10^{-6}$ 으로 설정)이하의 고유치를 0으로 바꾸어 이들 고유벡터의 값을 무시하도록 하였다. 또한 구한 특정 벡터에서 조명 변화, 표정 변화, 가려짐 등을 포함하는 가장 큰 고유값 몇 개에 해당하는 고유벡터를 제거하여 구성한 새로운 고유벡터의 적정 수를 얼굴인식에 사용하였다.

2. LDA

LDA^[3]는 앞 절에서 살펴본 PCA와 함께 데이터 분류와 차원 축소를 위하여 널리 알려진 기술중의 하나이다. LDA 방법은 scatter matrix를 구성하는 과정에서 within-class는 최소화하고, between-class는 최대화시키는 방향으로 선형 변환을 시킨 후 scatter matrix를 학습하는 것으로 특징 공간에서 특징 벡터들의 사영들 중에서 클래스 분리를 최대화하는 선형 부공간을 찾아내는 방법을 말한다. 따라서 전체 얼굴 영상 벡터의 분산에 대하여 고유값 분석을 행하는 Eigenface 방법보다 인식률이 우수하다.

3. PCA와 LDA를 이용한 얼굴 표현 기법

PCA를 적용하여 얻은 특징 벡터 공간은 영상의 조명변화와 얼굴의 표정변화 등의 특징이 포함되어 있어 여전히 인식률이 떨어지게 된다. 이 점을 고려하여, PCA를 이용하여 구한 특징 벡터에서 조명 변화, 표정 변화, 가려짐 등을 포함하는 가장 큰 고유값 몇 개에 해당하는 고유벡터를 제거한 후 LDA를 적용함으로써 더욱 효과적인 분류가 되어 인식률을 향상시키는 결과를 얻을 수 있었다.

c 개의 클래스를 w_1, w_2, \dots, w_c , i 번째 클래스에 속한 얼굴 영상의 개수를 n_i , PCA의 고유벡터에서 조명 변화, 표정 변화, 가려짐 등을 포함하는 특징 벡터를 제거한

새로운 고유벡터를 W_{PCA} , LDA의 고유벡터를 W_{LDA} , PCA를 적용하기 전과 후의 i 번째 클래스 평균을 각각 μ_i 와 $\tilde{\mu}_i$ 라고 하면, $Y_{ij} = W_{PCA}^T X_{ij}$ 이고, $\mu_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} X_{ij}$ 이므로 $\tilde{\mu}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} Y_{ij} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} W_{PCA}^T X_{ij} = W_{PCA}^T \mu_i$ 가 된다. 따라서 Y_{ij} 의 within-class scatter matrix S_W 와 between-class scatter matrix S_B 는 수식 (1)과 같다. 여기서 X_{ij} 와 Y_{ij} 는 W_{PCA} 에 의한 선형 변환 이전 및 이후의 i 번째 클래스에 속한 j 번째 얼굴 벡터를 나타낸다.

$$S_W = W_{PCA}^T S_W W_{PCA}, S_B = W_{PCA}^T S_B W_{PCA} \quad (1)$$

수식 (2)를 적용하여 선형 변환 행렬 W_L 을 계산하게 된다. 여기서 W_L 의 각 열은 $(S_W)^{-1} S_B$ 의 가장 큰 $(C-1)$ 개의 고유치에 해당하는 고유벡터로서 구한다.

$$W_L = \underset{W}{argmax} \left(\frac{W_{PCA}^T S_B W_{PCA}}{W_{PCA}^T S_W W_{PCA}} \right) \quad (2)$$

결과적으로 얼굴 영상 벡터 X_{ij} 를 $Z_{ij} = W_L^T W_{PCA}^T X_{ij}$ 에 의해 선형 변환된 Z_{ij} 로 표현되어 미리 구하여진 벡터들과의 비교에 의하여 얼굴을 인식하게 된다.

4. 얼굴 분류기

입력 얼굴 코드는 $R=(r_1, \dots, r_m)$ 이고, 임의의 학습 얼굴의 코드 $T=(t_1, \dots, t_m)$ 이라고 할 때, Euclidean distance D 는 수식 (3)과 같다.

$$D = \sum_{i=1}^m (r_i - t_i)^2 \quad (3)$$

모든 학습 얼굴에 대하여 Euclidean distance를 구하여 가장 작은 값 D 를 갖는 것을 출력으로 내는 방법이 Nearest Neighbor 기법이다.

IV. 실험 결과

제안한 시스템의 인식 성능 비교를 위해 자체적으로 제작한 DAUface 데이터베이스를 이용하여 실험을 하였다. DAUface 데이터베이스는 일정한 환경에서 다양한 포즈로 검출된 얼굴 영상으로써 64×64 크기의 총 100개(20명 \times 5개)로 구성되어 있다. 그림 3은 DAUface 데이터베이스의 영상을 보여주고 있다. 대부분의 영상에서 얼굴이 중앙에 위치하고 있으며, 전체의 90% 이상

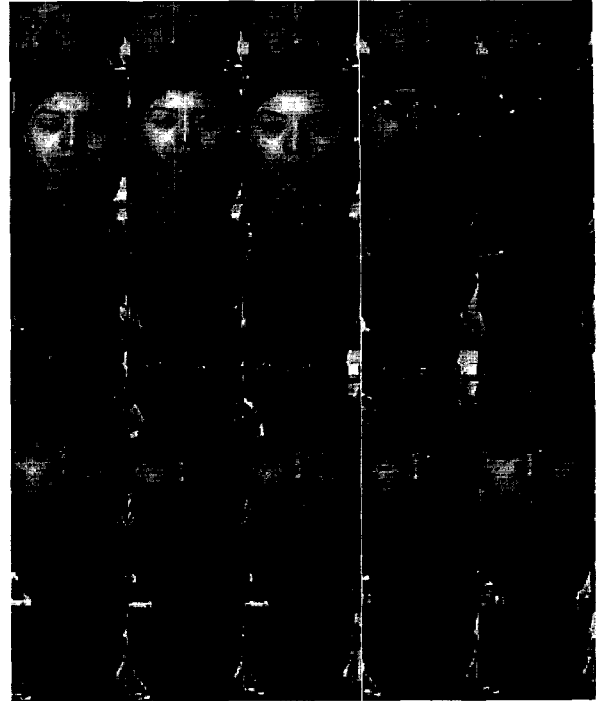


그림 3. DAUface 데이터베이스의 예
Fig. 3. Some examples of DAUface database.



(a)1391.2 (b)1204.33 (c)1081.05 (d)730.89 (e)899.91

그림 4. 얼굴 영상과 비얼굴 영상의 특징값 차의 예
Fig. 4. Some examples of feature value difference between face images and non-face images.

표 1. 얼굴 영상과 비얼굴 영상의 특징값 차
Table 1. Feature value difference between face images and non-face images.

	얼굴 영상	비얼굴 영상
최대 특징값 차	899.91	1081.05
최소 특징값 차	527.58	1584.16
평균 특징값 차	732.52	1452.85

얼굴이 포함되어 있다.

그림 4의 특징값 차는 DAUface 데이터베이스에서 구해진 특징값들의 평균값에서 입력 영상 특징값과의 거리를 구한 결과이고, 표 1은 DAUface 데이터베이스 중 10명의 영상(50개)은 training set으로, 나머지 10명의 영상(50개)은 test set으로 하여 특징값 차를 계산해 본 결과를 나타내었다. 그림 4와 표 1의 값들을 보면 얼굴과 비얼굴 간의 값의 차이가 크다는 것을 알 수 있다. 얼굴 영상에 대해 특징값 차가 작고, 비얼굴 영상에 대해서는 특징값 차가 크게 나타난다.

다음으로 실시간 얼굴 인식 시스템의 성능을 평가하

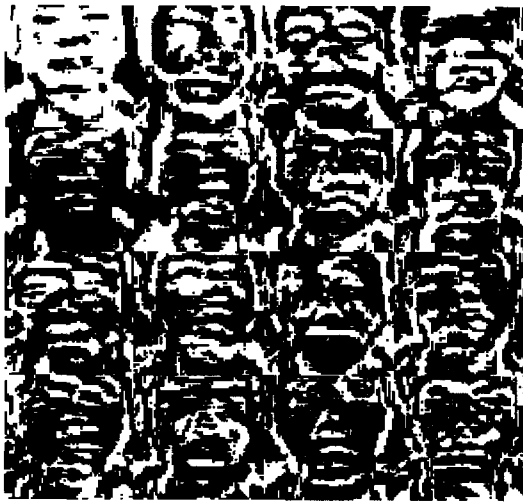


그림 5. PLMA를 적용하여 구한 고유 얼굴들
Fig. 5. The eigenfaces calculated using PLMA.

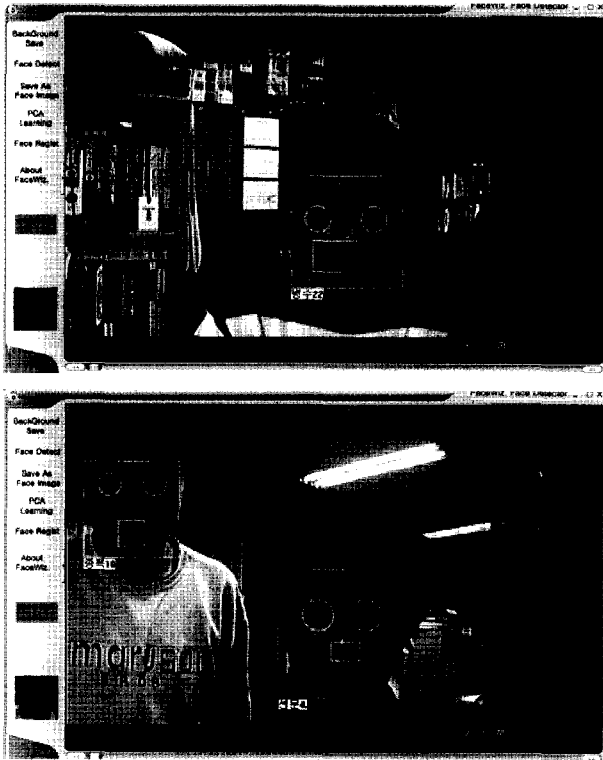


그림 6. 모니터에 출력된 인식 결과
Fig. 6. Recognition results displayed in the monitor.

기 위해서 DAUface 데이터베이스 전체를 인식을 위한 training set으로 하여 실험을 하였다. 먼저 PC Camera로 입력 받은 영상에서 후보 영역이 검출 되면 이를 정규화 하여 PLMA에 적용한다. 이 과정에서 LDA 고유 벡터의 전치행렬(W_L^T)과 PCA의 새로운 고유벡터 전치행렬(W_{PCA}^T)을 곱하여 구한 전체 선형 변환 행렬은 실제 영상에 대한 가중치 벡터 값을 가지게 된다. 이 가중치 벡터 값이 입력 영상에 대한 고유값이 된다. 그림 5

표 2. DAUface 데이터베이스를 사용하여 구한 인식률 비교

Table 2. Comparisons of recognition rates calculated using DAUface database.

	right	false	reject
PCA	0.874	0.056	0.070
ICA	0.900	0.047	0.053
LDA	0.947	0.032	0.021
PLMA	0.974	0.000	0.026

은 DAUface 데이터베이스를 이용하여 획득한 선형 변환 행렬의 열벡터 즉 고유 얼굴을 보여주고 있다.

최종적으로 DAUface 데이터베이스의 영상과 가장 가까운 영상의 이름을 실시간으로 모니터에 출력하게 된다. 그림 6은 DAUface 데이터베이스의 영상들과 비교한 인식 결과를 출력한 그림이다.

그림 6의 결과에서 오른쪽 부분은 추출된 얼굴 영상들이고, 인식된 이름 옆 숫자는 DAUface 데이터베이스에 저장된 영상 파일 K001.bmp~K100.bmp 중 가장 유사한 영상에 해당하는 파일의 숫자이다. 현재 정면 얼굴의 인식 성능은 우수하나, 45° 정도의 측면 얼굴 영상에 대한 인식률이 정면 얼굴 보다 인식률이 떨어진다. 다양한 포즈의 측면 얼굴 영상에 대한 인식률 향상을 위한 새로운 기법을 연구하고 있다.

표 2는 DAUface 데이터베이스를 가지고 Nearest Neighbor 방법을 적용하여 얻은 인식 결과를 PCA, ICA 그리고 LDA 방법과 비교 평가하였다.

표 2의 결과를 보면, 제안한 방법인 PLMA는 PCA를 적용하여 구한 특징 벡터보다 클래스의 최적 분류의 견지에 있어서 더욱 적합함을 확인할 수 있었다. 뿐만 아니라 LDA와 ICA보다 인식률 면에서 많이 향상됨을 알 수 있다. 또한 PLMA를 적용하여 구한 $\frac{W^T S_B W}{W^T S_W W}$ 의

값은 9.85×10^{18} 이고 LDA에 대한 $\frac{W^T S_B W}{W^T S_W W}$ 의 값은 4.37×10^{17} 로써 클래스 간 분리에 제안 방법이 우수하여 더 나은 인식률을 기대할 수 있었다.

V. 결 론

논문에서는 PCA 기반 LDA 혼합 알고리즘을 이용한 실시간 얼굴인식 시스템을 구현하였다. 기존의 시스템의 경우 조명의 변화나 얼굴의 가려짐, 그리고 표정 변화를 갖는 얼굴 영상을 인식하기 위해서 PCA나 LDA

만을 적용하였기 때문에 우수한 인식률을 기대하기 어려웠다. 본 논문에서 제안된 시스템은 전처리 과정을 통하여 얼굴 후보 영역을 정확히 추출한 후, PCA를 이용하여 고유 얼굴들을 구하고, 그 중 조명 변화, 표정 변화, 가려짐 등을 포함하는 고유벡터를 제거한다. 제거된 새로운 고유 얼굴에 LDA를 적용하여 구한 특징 벡터로 인식률을 크게 향상시킬 수 있었다. 또한 다양한 포즈의 얼굴 영상에 대한 인식률 향상을 위한 새로운 기법을 연구하고 있다.

앞으로의 계획은 제한한 시스템을 보완하여 자세에서의 변화들과 함께 시간에 따른 얼굴에서의 변화들(피부결러, 상처들, 안면 털, 안경, 화장, 주름살들)을 고려하여 강인한 얼굴인식 시스템을 개발하는 것이라 하겠다. 제안한 알고리즘의 성능을 좀 더 개선한다면 현재 상용되는 인식 시스템에 유용하게 적용되리라 기대된다.

참 고 문 헌

[1] M.Turk and A.Pentland: "Eigenfaces for face recognition", *J. Cognitive Neuroscience*, vol.3, no.1, pp.71-86, 1991.

[2] Peter J. B. Hancock, A. Mike Burton, and Vicki Bruce. "Face processing: Human perception and principal components analysis," *Memory and Cognition*, Volume: 24, Issue: 1, pp. 26-40, 1996.

[3] Juwei Lu; Plataniotis, K.N.; Venetsanopoulos, A.N., "Face recognition using LDA-based algorithms," *IEEE Transactions, Neural Networks*, Volume: 14, Issue: 1, pp. 195-200, Jan. 2003.

[4] J. Karhunen, E. Oja, L. Wang, R. Vigário, and J. Joutsensalo, "A class of neural networks for independent component analysis," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 8, pp. 486 -504, May 1997.

[5] Martinez, A.M.; Kak, A.C.; "PCA versus LDA," *IEEE Transactions, Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume: 23, Issue: 2, pp. 228-233, Feb. 2001.

[6] Belhumeur, P.N.; Hespanha, J.P.; Kriegman, D.J.; "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *IEEE Transactions, Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume: 19, Issue: 7, pp. 711-720, July 1997.

저 자 소 개



장 혜 경(정회원)
 2003년 동아대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2004년 현재 동아대학교
 전자공학과 석사.
 <주관심분야: 얼굴 인식, 영상 검
 색, 신호처리>



오 선 문(정회원)
 2004년 동명정보대학교
 컴퓨터공학과 학사 졸업.
 2004년 현재 동아대학교
 전자공학과 석사.
 <주관심분야: 영상처리, 패턴인식,
 신호처리>



강 대 성(정회원)
 1984년 경북대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1991년 Texas A&M 대학교
 전자공학과 석사 졸업.
 1994년 Texas A&M 대학교
 전자공학과 박사 졸업.

2004년 현재 동아대학교 전기전자컴퓨터공학부
 부교수.
 <주관심분야: 영상처리, 비디오 색인 및 검색, 영
 상 압축>