
특징벡터를 사용한 얼굴 영상 인식 연구

김진숙* · 강진숙 · 차의영

A Study on Face Image Recognition Using Feature Vectors

Jin-Sook Kim* · Jin-Sook Kang · Eui-Young Cha

요 약

영상 인식은 영상획득이 용이하다는 것과 실생활에서 광범위하게 사용될 수 있다는 것으로 인해 활발하게 연구되고 있는 분야이다. 그러나 얼굴영상은 높은 차원의 영상공간으로 인해 이미지 처리가 쉽지 않다. 본 논문은 얼굴 영상 데이터의 차원을 특징적인 벡터로 표현하고 이러한 특징벡터를 통해 얼굴 영상을 인식하는 방법은 제안한다. 제안되는 알고리즘은 두 부분으로 나뉜다. 첫째로는 칼라 영상을 그레이 영상으로 변환할 때 RGB 세 개의 플레인의 평균이 아닌 세 플레인의 주성분을 사용하는 PCA(Principal Component Analysis)를 적용한다. PCA는 칼라 영상을 그레이 영상으로 변환하는 과정과 인식률을 높이기 위한 영상 대비 개선 과정이 동시에 수행한다. 두 번째로는 PCA와 LDA(Linear Discriminant Analysis) 방식을 하나의 과정으로 통합하는 개선된 통합 LDA 방법이다. 두 과정을 통합함으로써 간결한 알고리즘 표현이 가능하며 분리된 단계에서 있을 수 있는 정보 손실을 방지할 수 있다. 제안된 알고리즘은 잘 제어된 대용량 얼굴 데이터베이스에서 개인을 확인하는 분야에 적용되어 성능을 향상시키고 있음을 보여주었고, 추후에는 실시간 상황에서 특정 개인을 확인하는 분야의 기초 알고리즘으로 적용될 수 있다.

ABSTRACT

Face Recognition has been an active research area because it is not difficult to acquire face image data and it is applicable in wide range area in real world. Due to the high dimensionality of a face image space, however, it is not easy to process the face images. In this paper, we propose a method to reduce the dimension of the facial data and extract the features from them. It will be solved using the method which extracts the features from holistic face images. The proposed algorithm consists of two parts. The first is the using of principal component analysis (PCA) to transform three dimensional color facial images to one dimensional gray facial images. The second is integrated linear discriminant analysis (PCA+LDA) to prevent the loss of informations in case of performing separated steps. Integrated LDA is integrated algorithm of PCA for reduction of dimension and LDA for discrimination of facial vectors. First, in case of transformation from color image to gray image, PCA(Principal Component Analysis) is performed to enhance the image contrast to raise the recognition rate. Second, integrated LDA(Linear Discriminant Analysis) combines the two steps, namely PCA for dimensionality reduction and LDA for discrimination. It makes possible to describe concise algorithm expression and to prevent the information loss in separate steps. To validate the proposed method, the algorithm is implemented and tested on well controlled face databases

키워드

Face Recognition, Image Processing, PCA, LDA

I. 서 론

생체인식은 인간 개개인의 독특한 생물학적 또는 행동적인 특성을 측정하여 개인의 신원을 확인하거나 인증하는 전반적인 인식기술이다. 얼굴, 지문, 손모양, 홍채, 음성, 귀모양, 망막패턴, 손등정맥, 서명, 열분포, 걸음걸이, 유전자 코드 등의 생체인식 분야 중 얼굴인식은 지문인식 장비에 손가락을 넣거나, 정맥인식기에 손을 넣을 때의 감촉에 대한 거부감이나, 홍채인식 시스템에 눈을 가까이 할 때 느끼는 불편함이 없기 때문에 사용자 편의성 측면에서 가장 탁월한 생체인식 기술로 여겨지고 있다. 또한 비싼 생체정보 장치가 필요하지 않고 단순한 비디오 또는 카메라만 있으면 손쉽게 정보를 입력할 수 있는 이점도 있다[1].

얼굴인식 기술이 이와 같은 장점을 지니고, 여러 광범위한 적용 범위를 가지고 있지만, 실제 응용에 적용할 때는 여러 가지 문제점을 가진다. 대표적인 것은 얼굴을 인식하는 환경이나 인식 대상이 되는 얼굴의 가변성이 크다는 것이다. 인간의 얼굴은 안경이나 머리모양, 표정, 나이에 따라 수시로 변하고, 주변 환경의 조명과 카메라와의 거리에 따라 변한다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 실제로 얼굴 영상을 사용할 때는 영상을 획득하는 환경의 조명을 일정하게 고정시키고, 사용자로 하여금 가능한 중립적인 표정을 짓도록 지시함으로써 이러한 변화를 통제하고 있다. 그러나 향후에 안정적이고 변화에 강한 얼굴 인식 시스템을 개발하기 위해서는 이와 같은 문제점들이 해결되어야 할 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 얼굴인식과 관련된 기존의 연구들을 살펴보고 얼굴인식의 이론적 배경이 되는 주성분 분석을 통한 데이터 표현, 선형 판별 분석을 설명한다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 얼굴 인식 알고리즘과 처리과정을 소개하고, 4장에서는 제안된 방법에 따른 실험 결과를 분석하여 제시한다. 마지막으로 5장에서는 결론과 향후과제에 대해 논한다.

II. 관련 연구 및 이론적 배경

2.1. 기존 연구

사람이 다른 사람의 얼굴을 볼 때 전체 얼굴이 아니

라 다른 사람과 구별되는 특징을 본다. 이런 행태를 자동화시키기 위해서는 특징의 정량화가 선행되어야 하고, 또한 어떤 얼굴의 특징이 정보가 되어 인식에 사용되는가를 알아내는 것이 중요한 과제 일 것이다. 이에 대해 많은 연구가 이루어져 왔다[1,2,3].

얼굴 영상의 특징 추출에는 얼굴의 기하학적 특징을 사용하는 기하학적 특징 정합 방식(**Feature-Based Matching**)과 얼굴 전체 형상에 기반을 둔 템플릿 정합 방식(**Template-Based Matching**)이 주로 연구되어 왔다.

기하학적 특징 정합 방식에서는 눈, 코, 입 등 얼굴을 구성하고 있는 요소들 간의 위치, 모양, 폭, 길이 등과 같은 특징을 사용하여 두 얼굴 영상의 유사도를 비교한다. 이 방법이 수용 가능한 인식률을 가지기 위해서는 개개의 얼굴에 대한 정규화 과정이 선행되어야 한다.

템플릿 정합 방식에서는 얼굴을 명도와 형태로 구성된 이차원의 영상으로 간주한다. 이 방법도 성능 향상을 위해 영상의 대비 개선이나 크기 등에 대한 정규화 과정이 필요하다. 얼굴인식과 확인에 사용되는 대표적인 템플릿 정합 방법의 인식 알고리즘으로는 통계적 접근 방법인 주성분분석, 선형판별분석 그리고 신경망 접근방식인 가보 웨이블릿과 **Elastic Bunch Graph Matching** 알고리즘 그리고 지역적 특성 분석 및 변형 가능한 명도 표현(**Deformable Intensity Surface**)을 이용한 **Bayesian** 방법 등이 활발하게 논의되고 있다[8]. 본 논문에서는 이러한 논의 중 주성분분석과 선형판별분석 기법에 관심을 가지고 얼굴영상 인식을 다룬다.

2.2. 주성분 분석

Karhunen-Loeve 변환에 이론적 근간을 두고 있는 주성분분석(**PCA**)은 차원축소를 통해 저차원상에서 변수의 관계를 규명하는 다변량 기법 중에서도 가장 오래되었고 폭넓게 사용되는 통계학적 자료 분석기법으로 Sirovich와 Kirby에 의해 1987년 처음으로 얼굴영상에 적용되었고[9] 1991년 Turk와 Pentland가 얼굴인식에 사용되었다[7].

얼굴 영상 인식에서 **PCA**는 데이터의 차원 축소를 통해 고차원의 영상 데이터 처리 문제를 해결한다. 영상에서의 데이터는 각 픽셀의 명도이고 **PCA**는 이러한 훈련 영상이 가지는 픽셀의 명도의 분포를 나타내는 분산으로부터 공분산 행렬을 구한 후, 이 공분산 행렬

의 고유벡터, 즉 영상 전체의 특징을 대표할 수 있는 주성분을 이용하여 고유영상을 생성한다. Turk와 Pentland는 고유영상들 중에서 선택된 고유영상을 고유얼굴(Eigenfaces)라고 명명하였다[4,5].

각각의 훈련 영상은 얼굴영상 집합 안에서 높은 고유값을 가지는 고유벡터로 이루어진 고유얼굴들의 선형 조합으로 정확하게 표현할 수 있으며, 계산이 가능한 고유얼굴의 수는 훈련 영상의 수와 동일하다. 높은 고유값을 가지는 고유벡터들이 얼굴영상 공간의 기저 벡터(basis vector)가 될 수 있으며 어느 정도의 임계값으로 몇 개의 고유벡터를 선택하는가 하는 것은 데이터의 특성에 따라 달라질 수 있다. 이러한 기저를 선택하는 과정을 통해 데이터 차원이 축소된다.

훈련 얼굴 영상으로부터 중요한 특징들을 추출하는 주성분 분석을 통하여 고유얼굴을 형성한 후 인식될 테스트 얼굴영상을 고유얼굴 공간에 투사하여 고유얼굴을 지저로 하는 새로운 얼굴벡터를 구한 다음 그 계수 값들을 비교함으로써 얼굴인식이 수행된다. Turk와 Pentland가 제안한 얼굴인식 과정은 다음과 같다[4].

1. 고유 얼굴 생성 단계 :

- 얼굴영상들의 훈련집합 획득
- 주성분 분석을 통한 고유얼굴 정의

2. 얼굴 인식 단계

- 테스트 영상 입력
입력영상을 각 고유얼굴에 투사시켜 얻어진 P 개의 고유얼굴에 기초한 가중치 집합 계산
- 얼굴 확인 :얼굴공간의 근접도에 따라 얼굴인지를 결정
- 얼굴일 경우 훈련영상에 포함된 얼굴 여부 확인

3. 선형판별 분석(LDA)

선형 판별 분석은 1930년대 Fisher에 의해 제안된 방법으로 판별 변수들의 유용한 정보를 모두 포함하는 정준(canonical) 변수를 이용해 판별 분석을 실시한다. 판별 데이터들의 차원이 너무 높아 해석이 곤란한 경우 클래스들의 집단 평균들을 저차원으로 변환시켜 처리하는 분석 방법이다.

앞에서 설명한 PCA 방법은 어떤 집단의 특성을 잘 축약해서 표현하는 데는 유용하지만 집단간을 잘 분리

해서 나타내는 데는 취약하다. 얼굴인식에 있어서는 얼굴 영상을 잘 축약해서 표현하는 것도 중요하지만 더욱 중요한 것은 서로 다른 개인의 얼굴을 잘 분리해서 표현하는 것이다. 따라서 영상의 변화가 각 얼굴 자체의 변화 때문인지 아니면 이 외에 조명이나 표정의 변화 때문인지 구분을 할 수 없다[6].

LDA방법은 바로 이런 개인의 변화와 그 밖의 다른 요인에 의한 변화를 구분할 수 있도록 한다. 어떤 사람이 얼굴 영상을 등록할 때와 다른 조명에서 인식을 시도하였을 경우, 이 변화의 원인이 조명의 변화이므로 개인은 동일하다고 제대로 판별을 내릴 수 있도록 하는 데 그 목적이 있다. LDA를 효율적으로 적용하기 위해서는 인식의 대상이 되는 개인의 조명, 표정 등이 다른 다양한 영상 샘플을 많이 가지는 것이 중요하다.

일반적인 통계학적 관점에서 살펴보면 LDA는 미리 정의된 클래스들을 분류하는 분류 방법이다. 이 방법의 목적은 훈련 집합이라고 하는 입력 클래스 집합을 기초로 새로운 데이터를 분류하는데 있다. 따라서 판별 함수로 알려진 수식 (1)와 같은 선형함수 집합을 만들어 낸다.

$$D = \sum_{i=1}^n b_i x_i + c, \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

b_i 는 판별 계수이고 x_i 는 입력변수이며 c 는 상수이다. 이 판별함수들은 알려져 있지 않은 데이터를 판별하는데 사용된다. M 클래스 문제에 있어 M 개 판별함수가 만들어진다. 새로운 데이터가 주어지면 모든 판별 함수들이 평가되고 그 결과 k 번째 판별 함수가 가장 높은 값을 가진다면 k 번째 클래스로 분류된다. PCA와 다르게 LDA는 하나의 클래스에 여러 변화를 지닌 하나 이상의 샘플이 있고 그것이 미리 알려져 있다는 것을 전제한다.[5,6].

LDA는 특징 데이터들이 변환 후에 가장 잘 분류될 수 있는 선형 변환을 찾는 데 있다. 이것은 산점도 행렬(scatter matrix) 분석을 통해 얻을 수 있다. M 클래스 문제에 있어, 클래스 내 산점도(within-scatter)와 클래스 간 산점도(between-scatter)인 s_w 와 s_b 는 수식 (2)과 수식 (3)와 같이 정의된다.

$$S_b = \sum_{i=0}^M \Pr(Class_i) (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (2)$$

$$S_w = \sum_{i=0}^M \Pr(Class_i) \sum_{x \in C_i} (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T \quad (3)$$

위 식에서 $\Pr(Class_i)$ 는 전체 샘플에서 각 클래스 당 샘플 수를 의미한다. 일반적으로 모든 클래스 내의 샘플 수가 같다는 전제하에서 $1/M$ 을 부여한다. x 입력 벡터이고, μ 는 전체 평균 벡터이며 μ_i 는 각 클래스의 평균벡터이다.

판별력을 정량화하기 위해 척도로 클래스 내의 데이터는 최대한 서로 유사하도록 변환하며, 서로 다른 클래스들의 데이터는 최대한 차이가 나도록 하는 변환 A 를 찾는다. 이것은 Fisher's criterion인 수식 (4)의 값을 최대화하는 A 를 구하면 해결된다.

$$T(A) = \frac{|A^T S_b A|}{|A^T S_w A|} \quad (4)$$

수식 (4)의 최적화 문제에 대한 해는 다음과 같은 수식 (5)의 일반화된 고유값 문제를 해결하는 것이다.

$$S_b A^* = \lambda S_w A^* \quad (5)$$

수식 (5)를 해결하기 위해 양변에 S_w^{-1} 를 곱해주면,

$$S_w^{-1} S_b A^* = \lambda A^* \quad (S_w^{-1} S_w = I) \quad (6)$$

이 되고, 따라서 $S_w^{-1} S_b$ 가 수식 (5)의 해가 된다. x 를 테스트 영상의 열벡터라고 하면 분류를 위한 선형판별 함수는 수식 (7)과 같다.

$$D_i(X) = A^{*T} (X - \mu_i), \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (7)$$

수식 (4)의 비율을 사용하는 것의 장점은 만약 S_w 이 정칙 행렬(nonsingular)이고 사상 행렬의 열벡터들이 $S_w^{-1} S_b$ 의 고유벡터들일 때 이 비율이 최대화된다는 것이다.

수식 (4)의 해는 S_w 의 역행렬을 계산하고 행렬 $S_w^{-1} S_b$ 의 고유값 문제를 해결하는 것이다. 그러나 이 방식은 차원이 높은 행렬의 역행렬을 포함하고 있기

때문에 수치적으로 불안정한 방법이다. 클래스 내의 분산 행렬 S_w 가 비정칙(singular) 행렬이 되면 역행렬을 구하기 어렵게 되어 더 이상 연산이 불가능하다. 이러한 상황은 훈련 영상의 수가 영상의 차원보다 적을 경우 발생되는데, 대부분의 얼굴인식 작업이 이러한 경우에 속한다. 이러한 문제는 최적의 투영을 계산하기 전에 클래스 내의 산점도 행렬 S_w 가 정칙 행렬이 되도록 PCA를 이용하여 훈련 영상을 저차원 공간으로 투영함으로써 해결할 수 있다. 이러한 이유로 전통적인 LDA는 다음과 같은 두 단계 과정을 통해 얼굴 인식을 수행한다.

1. N 차원의 영상 공간을 낮은 차원의 부분 공간으로 사상하기 위해 PCA 수행
2. LDA를 이용하여 판별 사상 수행

III. 제안 알고리즘

본 논문은 전 처리와 패턴 분류, 그리고 유사도 측정의 구성요소로 이루어진 얼굴 인식 알고리즘을 제안한다.

3.1. PCA를 이용한 칼라영상 변환

칼라영상은 Red, Green, Blue의 명도값을 가진 세 개 행렬로 이루어져 있다. 입력된 칼라 영상을 그레이 영상으로 변환할 때 일반적으로 각 픽셀의 Red, Green, Blue의 세 플레인 명도값을 평균하여 그레이 값으로 변환한다. 그러나 주성분 분석은 칼라영상을 그레이 영상으로 변환할 때 새로운 좌표체계의 세 개의 축이 데이터 분포가 가장 큰 방향과 일치하는 좌표 시스템으로 선형 변환하도록 한다. 이런 좌표체계에서 데이터들은 더 이상 서로 연관되지 않은 독립적 특성을 가지게 된다. 첫 번째 주성분은 영상에 대한 가장 많은 정보를 가지고 있다. 본 논문에서는 PCA를 사용하는 목적이 데이터 축약과 영상대비 효과를 최대화 하는데 있으므로 첫 번째 주성분만을 사용한다.

3.2. 통합 LDA

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 전통적 동시 대각화 과정을 수정하여 분리된 차원 축소 단계 없이 LDA를 수행하게 된다. 얼굴 영상의 훈련 단계의 알고

리즘은 다음과 같다.

$$U^T Z^T S_w Z U = D_w, \quad (14)$$

1) Φ_w 와 Φ_b 구하기

$$S_b = \sum_{i=0}^P \Pr(C_i) (\mu_i - \mu) (\mu_i - \mu)^T = \Phi_b \Phi_b^T \quad (8)$$

$$S_w = \sum_{i=0}^P \Pr(C_i) \Sigma_i = \Phi_w \Phi_w^T \quad (9)$$

2) S_b 영공간을 제거와 S_b 대각화

이를 위해 $\phi_b^T \phi_b$ ($M \times M$ 행렬)를 고유분해한다. 고유치를 내림차순으로 정렬하여 이에 대응하는 고유벡터도 함께 내림차순으로 정렬시킨다. $\phi_b^T \phi_b$ 의 각 직교 고유벡터 e 를 $y = \phi_b e$ 로 사상한다. y 를 정규화하고 이 벡터를 열벡터로 갖는 V 를 구하면 수식 (10)을 만족한다.

$$V^T S_b V = \Lambda \quad (10)$$

여기서 $V^T V = I$ 이고 Λ 는 내림차순으로 정렬된 대각 행렬이다. 여기서 0에 가까운 고유치를 임계값을 설정하여 제거한다. Y 가 V 의 처음 m 개의 열벡터라고 하면 수식 (11)이 성립한다.

$$Y^T S_b Y = D_b. \quad (11)$$

3) S_w 대각화

위의 행렬 Y 를 단위행렬로 만들기 위해 양변에 D_b^{-1} 을 곱해주면 수식 (12)와 같이 표현된다.

$$D_b^{-\frac{1}{2}} Y^T S_b Y D_b^{-\frac{1}{2}} = D_b D_b^{-1} \quad (12)$$

$Z = Y D_b^{-\frac{1}{2}}$ 라고 두면 수식 (12)는 수식 (13)과 같이 표현될 수 있다.

$$(Y D_b^{-\frac{1}{2}})^T S_b (Y D_b^{-\frac{1}{2}}) = Z^T S_b Z = I \quad (13)$$

$Z^T S_w Z$ 를 대각화 하기 위해 다음의 고유분해를 수행한다.

수식(14)에서 $U^T U = I$ 이고 D_w 의 대각 원소에는 0이 있을 수 있다.

$$Z^T S_w Z = Z^T \Phi_w \Phi_w^T Z = (\Phi_w^T Z)^T (\Phi_w^T Z) \quad (15)$$

LDA의 목적이 클래스 사이의 분포에 대한 클래스 내의 분포의 비를 최대로 하는 것이므로 D_w 의 가장 작은 고유치에 대응하는 고유벡터들이 가장 판별력 있는 차원을 이루게 된다. 판별력 있는 고유벡터만 선택할 수 있다.

4) 피셔얼굴 생성

LDA 변환은 위의 동시 대각화 과정을 통해 다음과 같은 행렬 A 가 되고, 이 행렬 A 가 피셔얼굴이다.

$$A = (Z U)^T \quad (16)$$

행렬 A 는 피셔의 판별식의 분자와 분모를 수식 (17)와 같이 대각화한다.

$$A S_w A^T = D_w, \quad A S_b A^T = I. \quad (17)$$

5) 훈련영상의 특징 추출

훈련 영상의 클래스 당 평균에 변환 행렬 A 를 사상시켜 훈련영상의 특징을 추출한다.

$$X^* \leftarrow D_w^{-\frac{1}{2}} A m_i \quad (18)$$

위의 다섯 단계의 과정을 통해 훈련 영상의 특징이 추출된다.

얼굴 영상의 인식은 피셔얼굴을 통해 추출된 훈련 영상의 특징 벡터와 테스트 영상의 특징 벡터의 유사도를 측정함으로써 이루어진다. 본 논문에서는 유클리디언 거리를 사용하여 훈련 영상의 특징 벡터와 테스트 영상의 특징 벡터의 유사도를 측정한다.

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2} \quad (19)$$

IV. 실험결과 및 분석

제안된 알고리즘의 성능 분석을 위해서 학생 10명을 대상으로 구축된 얼굴 데이터베이스를 사용하였다. 얼굴 데이터베이스는 조명과 머리의 방향, 얼굴 표정을 조금씩 달리하고 얼굴의 뒤 배경을 밝게 하여 디지털 카메라로 획득하여 구축되었다. 각 영상은 최초에 640 × 480의 해상도로 작성되었으나 데이터 처리를 용이하게 하기 위해 100 × 120의 영상크기로 수작업을 통하여 조정하였다. 실험을 위해 제안 알고리즘은 Matlab 6.5로 구현하였고, 실험은 CPU 속도가 2GHz인 Windows XP 운영체제 환경에서 실시하였다.

제안된 알고리즘은 칼라 영상으로 이루어진 얼굴 데이터베이스를 사용하여 성능을 분석하였다. 이 데이터베이스의 전체 영상 수는 150개로, 15명에 대해 각 10개의 영상으로 구성되어있다. 여기에서 10명을 임의로 추출하고 추출된 영상 중 다시 무작위로 5개를 선택하여 훈련영상으로, 나머지 5개는 테스트 영상으로 사용하였다. 테스트 영상에는 훈련 영상으로 사용된 영상이 포함되지 않았으며, 전체적으로 훈련에 50개의 영상, 테스트에 나머지 50개의 영상이 사용되었다. 이러한 영상 집합을 실험을 위해 세 개의 훈련 집합으로 작성하였다. 그림 1과 그림 2는 각각 RGB 평균 전처리와 PCA 전처리 방식에 의해 형성된 50개 영상에 대한 50개의 고유얼굴을 보여주고 있다. 그림 3과 그림 4는 각각 RGB 평균 전처리와 PCA 전처리 방식에 의해 형성된 10명에 대한 9개의 피셔얼굴을 제시한다.

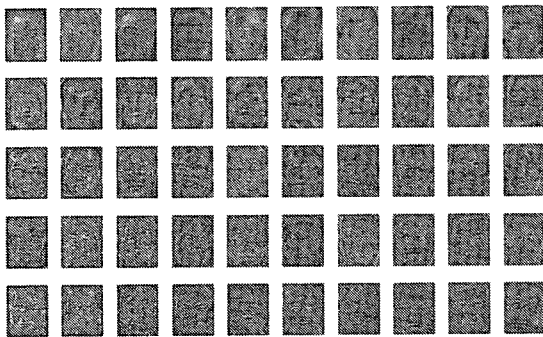


그림 1. RGB 전처리 고유얼굴

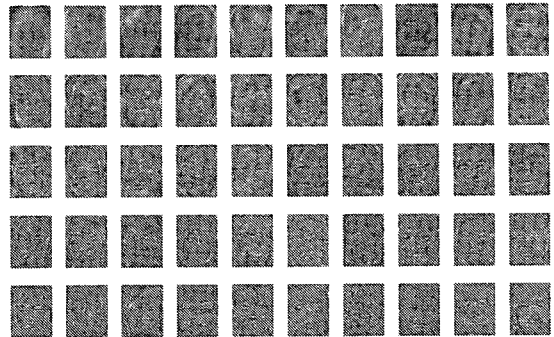


그림 2. PCA전처리에 고유얼굴



그림 3. RGB 전처리에 따른 9개의 피셔얼굴



그림 4. PCA 전처리에 따른 9개의 피셔얼굴

다음 그래프 그림 5와 그림 6은 실험에서 사용된 데이터베이스의 차원 변화와 칼라 영상 변환 방식에 따른 PCA 방식과 통합 LDA 방식의 인식률 변화를 보여준다.

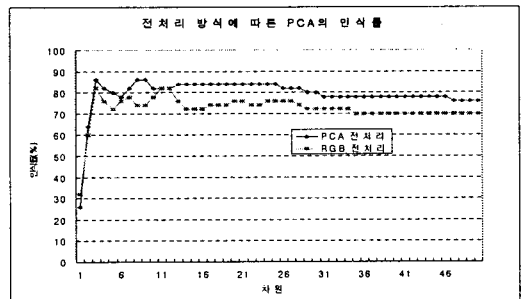


그림 5. 전처리 방식에 따른 PCA의 인식률

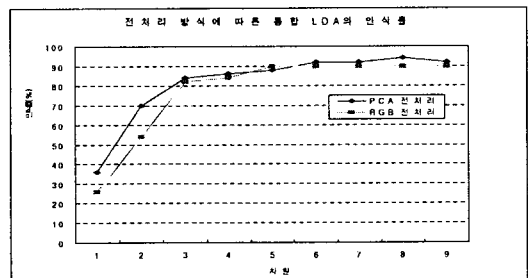


그림 6. 전처리 방식에 따른 통합 LDA의 인식률

칼라 영상을 그레이 영상으로 변환하는데 사용되는 전처리 방식인 RGB 평균방법과 PCA방법이 얼굴 인식 알고리즘인 주성분 분석과 선형 판별 분석에 따른 인식이 표 1에 제시된다. 제시된 결과는 위에서 언급된 세 개의 훈련 영상 집합에 제안 알고리즘을 테스트한 후 이 두 데이터베이스 실험 결과의 평균을 최종 결과로 제시한 것이다. 제안된 PCA 컬러영상 전처리와 통합 LDA 방식이 기존의 인식 방법보다 높은 인식을 보이고 있다.

표 1. 얼굴 데이터베이스의 인식률(%)

Database	DB1		DB2		DB3		
	알고리즘 전처리	PCA	통합 LDA	PCA	통합 LDA	PCA	통합 LDA
RGB평균 전처리		72	84	82	92	82	90
PCA 전처리		78	92	86	94	86	94

V. 결 론

생체인식과 얼굴인식에 대한 관심은 정보화 사회가 지속되는 한 계속될 것으로 보인다. 개인들이 얼굴을 맞대는 전통적인 사회생활 양식이 조금씩 변화하기 때문이다. 이러한 사회적 필요성으로 인해 대면하지 않고도 개인을 정확하게 식별하는 생체인식 분야의 연구가 활발해지기 시작하였다.

이러한 높은 관심과 사회적 용인성에 비해 얼굴인식 연구 분야에서 해결해 나가야 할 문제는 적지 않다. 우선 현재 인식에 사용되는 얼굴영상은 조명이나 표정 등 "mug shot"이라고 불리는 잘 제어된 영상으로 이루어져 있다. 그러나 실생활에 인식 시스템이 이용되기 위해서는 다양한 환경에서 획득된 영상에 대한 연구가 이루어져야 할 것이다.

본 논문에서는 칼라로 획득된 얼굴 영상을 영상 개선과 그레이 영상 변환을 한 단계로 통합한 얼굴 인식 전 처리 과정에서 처리한 후, 개선된 통합 LDA 알고리즘에 의해 특징 벡터를 추출하고, 추출된 특징벡터를 유사도 측정 방법에 의해 인식을 수행하는 얼굴 인식 알고리즘을 제안하여 구현하였다.

실험 결과 제안된 알고리즘이 기존 PCA에 비해 인식이 높음이 증명되었다. 그러나 얼굴 데이터베이스의 영상의 수가 만족할 만한 수준이 아니므로 더 많은 실험이 이루어져야 할 것으로 생각된다.

참고문헌

- [1] Fromherz T., Stucki P., Bichsel M., "A Survey of Face Recognition," MML Technical Report, No 97.01, Dept. of Computer Science, University of Zurich, 1997.
- [2] Chellappa R., Wilson C., Sirohey S., "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey," Proc. IEEE, vol.83, no.5, pp.705-740, 1995.
- [3] Zhao W., Chellappa R., Rosefeld A., P.J. Phillips, "Face recognition: A literature survey," Technical report CAR-TR-948, Computer Vision Lab, University of Maryland, 2000.
- [4] Turk M., Pentland A., "Eigenfaces for recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, vol. 3, pp. 71-86, 1991.
- [5] Belhumeur P.N., Hespanha J.P. and Kriegman D.J., "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, pp.711-720, 1997.
- [6] Martinez A. M., Kak A. C., "PCA versus LDA," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(2), pp.228-232, 2001.
- [7] Hua Yu, Jie Yang, "A Direct LDA Algorithm for High-Dimensional Data - with Application to Face Recognition," Pattern Recognition 34(10), pp.2067-2070, 2001.
- [8] B. Moghaddam, C. Naster, A. Pentland, "Bayesian Face Recognition Using Deformable Intensity Surfaces," IEEE Conf. on Computer Vision & Pattern Recognition, June 1996.
- [9] L. Sirovich, M. Kirby, "Low-dimensional procedure for the characterization of human faces," Journal of the Optical Society of America, 519-554, 1987.

저자소개



김진숙(Kim, Jin Sook)

e-mail : jinsook@dit.ac.kr
1995년 Technische Universität in Berlin(학사, 석사)
1996년~1997년 한국전산원 연구원
2003년 부산대학교 대학원 멀티미디어협동과정(공학박사)

1997년~현재 동의과학대학 컴퓨터정보계열 부교수



강진숙(Kang, Jin Sook)

e-mail : jiskang@pusan.ac.kr
1985년 부산대학교 수학과 졸업(학사)
1988년 부산대학교 교육대학원 수학교육과(교육학석사)

1993년 부산대학교 대학원 수학과(이학박사)
1997년~1998년 벨기에 루벤대학교 연구원
2003년 부산대학교 대학원 전자계산학과(이학박사)
1989년~현재 부산대학교 수학과 시간강사
※관심분야: 생체인식, 웨이블릿 이론, 컴퓨터비전



차의영(Cha, Eui Young)

e-mail : eycha@pusan.ac.kr
1979년 경북대학교 전자공학과 졸업(학사)
1982년 서울대학교 대학원 전자계산학과(이학석사)

1998년 서울대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학박사)
1981년~1985년 한국전자기술연구소 연구원
1995년~1996년 University of London 방문교수
1985년~현재 부산대학교 전자계산학과 교수
※관심분야: 컴퓨터비전, 신경회로망 이론, 웨이블릿, 워터마킹