

논문 2010-47SP-1-5

2차원 PCA 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델 기반 강인한 얼굴 인식

(Robust Face Recognition based on 2D PCA Face Distinctive Identity
Feature Subspace Model)

설 태 인*, 정 선 태**, 김 상 훈***, 장 언 동***, 조 성 원****

(Tae in Seol, Sun-Tae Chung, Sanghoon Kim, Un-Dong Chung, and Seongwon Cho)

요 약

고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법과 같은 얼굴 형태 기반 얼굴 인식 방법에 사용되는 1차원 PCA는 고차원의 얼굴 형태 데이터 벡터들의 처리로 인하여 부정확한 얼굴 표현과 과도한 계산량을 초래할 수 있다. 이에 개선 방안의 하나로 2차원 PCA 기반 얼굴 인식 방법이 개발되었다. 그러나 단순한 2차원 PCA 적용으로 얻어진 얼굴 표현 모델에는 얼굴 공통 특성 성분과 개인 식별 특성 성분이 모두 포함된다. 얼굴 공통 특성 성분은 오히려 개인 식별 능력을 방해할 수가 있고 또한 인식 처리 시간의 증가를 초래한다. 본 논문에서는 2차원 PCA 적용으로 얻어진 얼굴 특성 공간에서 얼굴 공통 특성 영향이 분리된 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델을 개발하고 개발된 모델에 기반한 새로운 강인한 얼굴 인식 방법을 제안한다. 제안한 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델 기반 얼굴 인식 방법은 얼굴 고유 식별 특성에만 주로 의존하기 때문에 기존 1차원 PCA 및 2차원 PCA 기반 얼굴 인식 방법보다 얼굴 인식 성능 및 인식 속도에 대해서 더 우수한 성능을 보인다. 이는 다양한 조명 조건하에 다양한 얼굴 자세를 갖는 얼굴 이미지들로 구성된 Yale A 및 IMM 얼굴 데이터베이스를 이용한 실험을 통해 확인하였다.

Abstract

1D PCA utilized in the face appearance-based face recognition methods such as eigenface-based face recognition method may lead to less face representative power and more computational cost due to the resulting 1D face appearance data vector of high dimensionality. To resolve such problems of 1D PCA, 2D PCA-based face recognition methods had been developed. However, the face representation model obtained by direct application of 2D PCA to a face image set includes both face common features and face distinctive identity features. Face common features not only prevent face recognizability but also cause more computational cost. In this paper, we first develop a model of a face distinctive identity feature subspace separated from the effects of face common features in the face feature space obtained by application of 2D PCA analysis. Then, a novel robust face recognition based on the face distinctive identity feature subspace model is proposed. The proposed face recognition method based on the face distinctive identity feature subspace shows better performance than the conventional PCA-based methods (1D PCA-based one and 2D PCA-based one) with respect to recognition rate and processing time since it depends only on the face distinctive identity features. This is verified through various experiments using Yale A and IMM face database consisting of face images with various face poses under various illumination conditions.

Keywords: face recognition, PCA, 2D PCA, face common feature, face distinctive identity feature

* 학생회원, ** 정회원, 숭실대학교 정보통신전자공학부
(School of Electronic Engineering, Soongsil University)

*** 정회원, 오리엔탈종합전자
(Oriental Electronics, Co. Ltd)

**** 정회원, 홍익대학교 전자전기공학부
(Department of Electronic and Electrical Engineering, Hongik University)

※ 본 연구는 숭실대학교 교내 연구비 지원과 2009년 산학협동재단 지원으로 수행되었습니다.
접수일자: 2009년7월31일, 수정완료일: 2009년12월3일

I. 서론

얼굴 모델링 및 인식에 주성분 요소 분석 (Principal Component Analysis; 이하 PCA) 기법을 활용하는 데 있어서 대부분의 종래 접근 방법^[1,2,3]들은 2차원 얼굴 이미지 데이터를 1차원 이미지 데이터 벡터로 변환하고 이 1차원 이미지 데이터 벡터 세트에 PCA를 적용한다. 이 경우, 변환에서 얻어진 1차원 이미지 데이터 벡터의 차원은 매우 커지고 따라서 이로부터 계산되는 공분산 행렬도 차원이 매우 커지게 된다. 차원이 크고 훈련 얼굴 이미지 수가 충분히 많지 않을 경우에 공분산 행렬에서 고유 벡터(주성분 모드 벡터)들을 정확히 구하는 것은 어렵다. 따라서 매우 높은 차원의 데이터 세트에 대한 PCA 적용은 계산 량에 대한 부담뿐만 아니라 부정확한 저차원 데이터 표현을 초래한다.

얼굴 이미지 분석을 위한 1차원 PCA 적용의 이러한 문제점들을 해결하기 위하여, Yang 등^[4]은 2차원 PCA 기반 기법을 개발하였다. 2차원 PCA 기법은 이미지를 1차원 벡터로 변환하지 않고 얼굴 이미지 행렬 그대로 사용하여 공분산 행렬을 구하기 때문에 1차원 변환 후에 얻어진 1차원 PCA의 공분산 행렬보다 차원이 훨씬 적은 공분산 행렬을 얻는다. 따라서 얼굴 표현과 얼굴 인식에 2차원 PCA 기법을 적용하는 경우, 계산 량의 감소뿐만 아니라 더 정확한 얼굴 표현과 인식률이 더 높은 얼굴 인식 결과를 나타낸다는 것이 보여 졌다^[4].

그런데, 샘플 얼굴 이미지 세트에 대한 2차원 PCA 기법 적용^[4,5,6,7]은 주어진 샘플 얼굴들을 가장 잘 표현하는 방향을 찾아 샘플 얼굴 세트의 얼굴 공통 특성 성분과 얼굴 고유 식별 특성 성분을 포괄하도록 모델을 구성한다. 따라서 얼굴 인식에 있어 단순한 2차원 PCA 적용은 개인 얼굴 고유 식별 특성뿐만 아니라, 얼굴 공통 특성 또한 포함하여 인식을 수행하게 한다. 이 경우, 얼굴 공통 특성은 오히려 개인 얼굴 고유 식별 능력을 방해할 수가 있고 또한 얼굴 공통 특성 성분에 대한 계산량 때문에 인식 처리 시간의 증가를 초래한다.

본 논문에서 얼굴 이미지들에 2차원 PCA를 적용하여 얻어진 얼굴 특성 공간에서 얼굴 공통 특성 영향이 분리되고 가급적 개인 얼굴 고유 식별 특성만을 주로 반영하는 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델을 개발하고, 얼굴 영상을 모델된 얼굴 고유 식별 특성 부분공간에 투영하여 얻어진 특징 행렬을 얼굴 고유 식별 특성 벡터로 이용한 얼굴 인식 방법을 제안한다.

제안된 얼굴 공통 특성 영향 분리 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델 기반 얼굴 인식 방법은 기존의 2차원 PCA 기반 얼굴 인식 방법에 비해 두 가지 장점을 갖는다. 첫째, 얼굴 식별 능력이 향상된다. 이는 제안 방법이 얼굴 인식을 방해하는 얼굴 공통 특성은 사용하지 않고 얼굴 고유 식별 특성만을 이용하기 때문이다. 둘째, 얼굴 인식 속도가 빨라진다. 얼굴 공통 특성 성분이 제거되어 선택되는 고유 벡터의 개수가 줄고, 그 결과 계산량도 적어지기 때문이다.

본 논문에서 제안한 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델에 기반한 얼굴 인식 성능의 우수성은 Yale A 얼굴 데이터베이스^[8] 및 IMM 얼굴 데이터베이스^[9] 이용한 실험에서 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 본 논문의 기술적 배경인 2차원 PCA 기법에 대해 간단하게 살펴보고, III장에서는 먼저 본 논문에서 개발한 얼굴 공통 특성이 분리된 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델 구성에 대해 설명하고, 이후 본 논문에서 제안한 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델에 기반한 얼굴 인식 방법에 대해 기술한다. 제IV장에서는 실험 및 결과 분석이, 마지막으로 V장에서는 결론이 기술된다.

II. 2차원 주성분 요소 분석

2.1 2차원 PCA 분석 및 분류

2차원 PCA는 기본적으로 이미지 공분산 행렬을 이용하여 PCA를 수행하는 방법이다. 즉 기존의 PCA는 2차원 이미지를 벡터화하여 공분산 행렬을 구하기 때문에 공분산 행렬의 차원이 매우 높다. 예를 들어 112×92 크기의 이미지가 있을 때 이를 벡터화하면 10304×1 이 된다. 따라서 공분산 행렬의 크기는 10304×10304 가 되어 계산이 매우 복잡해지고 공분산의 고유 벡터(주성분 모드 벡터)를 정확히 구하는 데 어려움이 따른다. 반면 2차원 PCA는 2차원 이미지 자체를 행렬로 두고 공분산 행렬을 구하기 때문에 공분산 행렬의 크기가 92×92 밖에 되지 않는다. 따라서 2차원인 이미지 데이터 처리에 있어서 PCA 경우 보다 2차원 PCA를 사용한 경우가 데이터 차원이 매우 낮다.

2차원 PCA 분석 및 이를 이용한 패턴 분류에 대해 아래에 간략히 소개한다. 보다 자세한 내용은 참고문헌^[4]를 참조하기로 한다.

전체적으로 M 개의 훈련 (그레이 레벨) 이미지 샘플

들이 있으며, 이때 j 번째 훈련 이미지를 $m \times n$ 행렬 A_j ($j=1, \dots, M$) 로, 훈련 이미지 샘플들의 평균 이미지를 \bar{A} 로 나타낸다고 하자. 이 때, 이 훈련 이미지 세트들의 이미지 공분산 행렬 G_t 는 다음의 식으로 계산된다.

$$G_t = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (A_j - \bar{A})^T (A_j - \bar{A}) \quad (1)$$

이제, 다음의 평가 비용을 고려하자 :

$$J(X) = X^T G_t X \quad (2)$$

여기서 X 는 $n \times 1$ 유니터리 열벡터이다. 식 (1)로 주어지는 평가 비용을 최대로 하는 유니터리 벡터 X 를 최적 투영축이라 한다. 최적 투영축 X_{opt} 는 최대 고유치를 갖는 G_t 의 고유 벡터이다^[5]. G_t 의 고유 벡터중 고유치의 크기순으로 d 개의 크기가 1 인 고유 벡터들을 X_1, \dots, X_d 라 하자. 이들은 서로 직교한다. 즉,

$$X_i^T X_j = 0, \quad i \neq j, \quad i, j = 1, \dots, d. \quad (3)$$

이 때, X_1, \dots, X_d 는 다음과 같이 특징 추출에 사용할 수 있다.

주어진 샘플 이미지 A ($m \times n$) 에 대해, 다음의 투영 특징 벡터들 Y_k ($k=1, \dots, d$) 를 구한다.

$$Y_k = (A - \bar{A}) X_k; \quad k = 1, 2, \dots, d. \quad (4)$$

이때, Y_1, \dots, Y_d 는 $m \times 1$ 벡터로 샘플 이미지 A 의 주성분 요소 벡터라 한다. 이 때, $m \times d$ 행렬 $B = [Y_1, \dots, Y_d]$ 를 샘플 이미지 A 의 특징 행렬 (feature matrix) 또는 특징 이미지라 한다.

2차원 PCA에 의해 각 이미지에 대해 얻어진 특징 행렬은 특징 행렬간 거리를 판별 기준으로 하여 분류에 사용된다. 이 때, 임의의 2개 특징 행렬 $B_i = [Y_1^{(i)}, Y_2^{(i)}, \dots, Y_d^{(i)}]$ 와 $B_j = [Y_1^{(j)}, Y_2^{(j)}, \dots, Y_d^{(j)}]$ 간의 거리 $d(B_i, B_j)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$d(B_i, B_j) = \sum_{k=1}^d \|Y_k^{(i)} - Y_k^{(j)}\|_2 \quad (5)$$

여기서 $\|Y_k^{(i)} - Y_k^{(j)}\|_2$ 는 2개의 주성분 요소 벡터 $Y_k^{(i)}$ 와 $Y_k^{(j)}$ 간의 유클리드 거리를 의미한다.

2.2 2차원 PCA 기반 이미지 표현

얼굴 이미지가 고유얼굴(주성분 요소 벡터)들의 선형 결합으로 복원되어 표현될 수 있는 PCA의 경우와 마찬가지로, 2차원 PCA도 다음과 같이 얼굴 이미지 복원 표현이 가능하다.

이미지 공분산 행렬 G_t 의 크기가 1 인 첫 d 개의 최대 고유 벡터 (최대 고유치를 갖는 고유 벡터)들을 X_1, \dots, X_d 라 하자. 샘플 이미지 A 를 이들 고유 벡터들로 투영하여 다음과 같이 주성분 요소 벡터들을 얻을 수 있다. $Y_k = (A - \bar{A}) X_k$ ($k=1, 2, \dots, d$). 이제, $B = [Y_1, \dots, Y_d]$, 그리고 $U = [X_1, \dots, X_d]$ 라 하자. 그러면, 다음의 관계식이 성립한다.

$$B = (A - \bar{A}) U \quad (6)$$

고유 벡터 X_1, \dots, X_d 들이 서로 직교이고 크기가 1 이므로, 식 (6)으로부터 다음의 샘플 이미지 A 의 복원 \tilde{A} 을 어렵지 않게 얻을 수 있다.

$$\tilde{A} = \bar{A} + B U^T = \bar{A} + \sum_{k=1}^d Y_k X_k^T \quad (7)$$

이때 $\tilde{A}_k = Y_k X_k^T$ ($k=1, 2, \dots, d$) 를 이미지 A 의 복원된 서브 이미지라 한다. 식 (7)은 1D PCA에서의 고유얼굴을 이용한 복원과 같이, 이미지 A 가 처음 d 개의 서브 이미지들의 선형 결합 (+평균 이미지) 으로 근사적으로 복원될 수 있다는 것을 의미한다. 만일 $d=n$ (n 은 G_t 고유 벡터들의 총수) 이면, $\tilde{A} = A$. 즉, 이미지가 완전히 고유 벡터와 주성분 모드 벡터로 근사화가 아닌 완전한 복원을 할 수 있게 된다.

III. 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델 기반 얼굴 인식

3.1 개요

본 논문에서 얼굴 이미지 세트에 대한 2차원 PCA 얼굴 특성 공간은 얼굴 이미지 세트에 2차원 PCA를 적용하여 얻어진 이미지 공분산 행렬의 고유 벡터들에 의해 전개되는 벡터 공간을 의미한다. 이 얼굴 특성 공간에서 얼굴 공통 특성 영향이 분리된 부분공간을 본 논문에서는 얼굴 고유 식별 특성 부분공간이라 명명한다. 얼굴 고유 식별 특성 부분공간은 얼굴 공통 특성 영향

이 배제된 개인 식별 특성들을 주로 반영하게 되어, 샘플 얼굴 이미지를 얼굴 고유 식별 공간으로 투영하여 얻어진 특징 행렬과 얼굴 고유 식별 특성 부분공간을 나타내는 행렬을 이용하여 복원한 얼굴 이미지 표현(식 (7) 참조)은 얼굴 공통 특성은 주로 배제되고 개인 얼굴 고유 식별 특성들을 주로 반영하는 형태를 나타낸다.

본 논문의 제안 얼굴 인식 방법이 기반하고 있는 얼굴 고유 식별 특성 부분공간은 얼굴 공통 특성 영향으로부터 독립되어야 하므로 얼굴 공통 특성 부분공간에 직교하는 부분공간으로 구성되어야 한다.

얼굴 인식은 입력 얼굴 이미지가 등록된 사람의 얼굴 인지 아닌지를 판별하여야 하기 때문에 얼굴 고유 식별 특성 부분공간은 등록 얼굴 이미지 세트에 대해 구축될 필요가 있다. 얼굴 고유 식별 특성 부분공간은 얼굴 공통 특성 정보가 분리된 부분공간이므로, 이를 구축하기 위해 먼저 등록 얼굴 이미지 세트에 대해 얼굴 공통 특성 부분공간을 구성할 필요가 있다. 그러나 단순히 2차원 PCA를 적용하여 등록 얼굴 이미지 세트에서 얼굴 공통 특성 부분공간을 구축하는 것은 쉽지 않다. 만일 등록 얼굴 이미지 세트가 다양한 조명 조건의 다양한 얼굴 표정을 갖는 얼굴 이미지들로 구성되어 있다면 2차원 PCA 적용으로 얻는 큰 고유치의 고유 벡터들이 얼굴 공통 특성들의 방향을 나타내기보다 얼굴 표정의 변화나 조명 변화를 나타낼 수 있기 때문이다.

본 논문에서 제안하는 등록용 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델 구성은 다음의 과정을 통해 이루어진다.

- ① 등록용과는 별도로 준비된 얼굴 이미지 세트에 2차원 PCA를 적용하여 2차원 PCA 얼굴 표현 모델을 제작한다.
- ② 제작된 얼굴 표현 모델에서 얼굴 공통 특성 성분을 분리한 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델을 작성한다.
- ③ 등록용 얼굴 이미지 세트에 2차원 PCA를 적용하여 얻은 얼굴 특성 공간을 ②에서 구한 얼굴 고유 식별 특성 부분공간에 대해 직교 분해하여 등록용 얼굴 공통 특성 부분공간을 구한다.
- ④ 마지막으로 ③에서 구한 등록용 얼굴 공통 특성 부분공간에 대해 등록 얼굴 특성 공간을 직교 분해하여 등록용 얼굴 고유 식별 특성 부분공간을 구성한다.

이제 아래에 본 논문에서 제안된 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델에 기반한 얼굴 인식 방법의 수행 과

정들을 정리한다.

1) 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델링 과정

- ① 등록용 얼굴 이미지 세트 외에 별도로 준비된 다른 얼굴 이미지 세트에서 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델 작성
- ② 등록용 얼굴 이미지 세트에 대해 2차원 PCA를 적용하여 얻은 얼굴 특성 공간을 ①에서 얻은 얼굴 고유 식별 특성 부분공간의 직교 부분공간으로 투영하여 등록용 얼굴 이미지 세트에 대한 얼굴 공통 특성 부분공간 구축
- ③ 등록용 얼굴 특성 공간을 ②에서 얻은 등록용 얼굴 공통 특성 부분공간에 대해 직교 분해하여, 공통 특성 부분공간에 수직인 부분공간을 구하고 이를 등록용 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델로 구성

2) 등록 과정

- ① 모든 등록 얼굴 이미지들을 모델된 얼굴 고유 식별 특성 부분공간으로 투영하여 특징 행렬을 구하고 이를 데이터베이스에 저장

3) 테스트 과정 (인식 과정)

- ① 입력 테스트 얼굴 이미지를 얼굴 고유 식별 특성 부분공간에 투영하여 특징 행렬을 계산
- ② 계산된 특징 행렬을 저장된 특징 행렬들과 비교하여 가장 거리가 작은 것을 찾아내어 테스트 얼굴 이미지의 신원으로 판별

3.2 등록용 2차원 PCA 얼굴 이미지 표현

등록용 얼굴 이미지 세트에 2차원 PCA를 적용하면 식 (7) 과 같이 다음의 2차원 PCA 얼굴 이미지 표현을 얻는다.

$$A_R = \overline{A}_R + B_R U_R^T \quad (8)$$

여기서 A_R 는 복원된 얼굴 이미지, \overline{A}_R 는 평균 얼굴 이미지, 그리고 U_R 는 주어진 얼굴 이미지 세트에 대한 이미지 공분산 행렬 G_t 의 고유 벡터들의 행렬, B_R 은 해당 얼굴 이미지를 U_R 로 투영하여 얻은 특징 행렬이다. 본 논문에서는 논의의 일반성을 잃지 않고 행렬의 열벡터들이 전개하는 벡터 공간을 나타내는데

같은 행렬 기호를 사용하기로 한다. 따라서 U_R 는 행렬을 나타내기도 하고, U_R 의 열벡터들이 전개하는 벡터 부분공간을 나타내기도 한다.

3.3 얼굴 공통 특성 및 얼굴 고유 식별 특성

얼굴 이미지 세트에서 2차원 PCA를 적용한 후에 얻어진 이미지 공분산 G_i 의 고유 벡터들 중 고유치가 큰 순서대로 나열하여 에너지(각 고유치들의 합)가 전체의 상위 80% 이내에 도달할 때의 고유 벡터들로 고유 벡터 행렬 U 를 구성하여 이를 이용하여 식 (7)과 같이 얼굴 이미지 표현을 복원하면 이 얼굴 이미지 표현들(예; 그림 1의 가운데 열의 얼굴 이미지들)은 얼굴의 공통 특성 형태를 많이 반영한다. 반면 하위 15%에 달하는 고유 벡터들로 U 를 구성하여 얼굴 이미지를 복원할 때의 복원 얼굴 이미지들(그림 1의 3번째 열의 얼굴 이미지들)은 얼굴의 고유 식별 형태 특징들(예; 날카로운 눈썹, 높은 코, 두터운 입술 등)을 주로 반영한다. 이러한 얼굴 고유 식별 외모 특징들은 한 사람의 얼굴들을 다른 사람의 얼굴들과 식별하도록 해 주는 특성이 된다.

이상의 논의에서, 주어진 등록용 얼굴 이미지 세트와 다른 얼굴 고유 식별 특징 형태를 적절히 추출할 수 있

는 별도의 얼굴 이미지 세트를 구성하고 여기에 2차원 PCA를 적용하여 에너지 하위 15%에 속하는 고유 벡터들로 구성되는 행렬을 $U_{ident,s}$ 라 하자. 이 때, $U_{ident,s}$ 로 전개되는 부분공간은 주로 얼굴 고유 식별 특성들을 반영한다.

3.4 얼굴 공통 특성 부분공간 구축

등록용 얼굴 이미지 세트에 대해 2차원 PCA를 적용하여 얻은 에너지 상위 80%에 달하는 고유 벡터들로 구성된 부분공간은 얼굴 공통 특성들을 많이 반영하지만, 여전히 얼굴 고유 식별 특성들로 포함할 수 있다. 따라서 얼굴 고유 식별 특성들의 영향을 분리하기 위해, 식 (8)의 U_R 을 $U_{ident,s}$ 에 대해 직교 분해하여 U_R 에서 $U_{ident,s}$ 로의 투영 성분을 분리해낸 부분공간, 즉 $U_{ident,s}$ 에 대한 직교 부분공간으로 투영하여 얻어진 부분공간을 등록용 얼굴 공통 특성 부분공간 $U_{comm,R}$ 로 취한다. $U_{comm,R}$ 은 다음과 같이 계산된다.

$$U_{comm,R} = [I - U_{ident,s} U_{ident,s}^T] U_R \quad (9)$$

(I 는 항등행렬을 나타낸다)

3.5 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델 구성

이제 등록용 얼굴 공통 특성 부분공간이 구해졌으므로, 등록용 얼굴 고유 식별 특성 부분공간을 다음과 같이 구성한다. 등록용 얼굴 특성 공간 U_R 을 얼굴 공통 특성 부분공간 $U_{comm,R}$ 에 대해 직교 분할하여 $U_{comm,R}$ 의 직교 부분공간을 구하고 이를 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 $U_{distinctive,R}$ 이라 하자. 이때 $U_{distinctive,R}$ 은 다음과 같이 구해진다.

$$U_{distinctive,R} = [I - U_{comm,R} U_{comm,R}^T] U_R \quad (10)$$

이때, 샘플 얼굴 이미지 A 의 특징 행렬은 $U_{distinctive,R}$ 에 투영하여 얻어진다. 즉,

$$B_{distinctive} = (A - \bar{A}) U_{distinctive,R} \quad (11)$$



그림 1. 원 얼굴 이미지들(좌), 얼굴 공통 특성 이미지들(중앙), 얼굴 고유 식별 특성 이미지들(우)
Fig. 1. Original images (left), face common feature images (center), face distinctive identity feature images (right).

IV. 실험 및 결과 분석

기존의 1차원 PCA 및 2차원 PCA 기반 얼굴인식 방

법과 제안된 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델 기반 얼굴 인식 방법을 비교 실험하였다.

4.1 실험 환경

본 논문의 실험을 위해서 등록용 및 테스트용으로 Yale A 얼굴 데이터베이스와 IMM 얼굴 데이터베이스를 이용하였고, 별도의 얼굴 이미지 세트 (3.1절 참조)로는 Yale B 얼굴 데이터베이스^[10]를 사용하였다.

Yale A 얼굴 데이터베이스^[8] (그림 2 참조)는 흑백 GIF 포맷으로 207x243 해상도를 가진다. 또한 15명의 각기 다른 인물들로 한 인물 당 1)조명 변화가 거의 없는 환경에서 다양한 표정의 얼굴들, 2)표정 변화가 거의 없는 얼굴에서 좌, 우, 정면 조명, 그리고 3)안경을 쓴 얼굴 등의 11장으로 촬영돼, 총 165장으로 구성되었다.

IMM 얼굴 데이터베이스^[9] (그림 4 참조)는 남자 33명, 여자 7명씩 40명의 사람에게 대해서 각 사람당 각기 다른 얼굴 자세, 다른 조명 환경, 다른 얼굴 표정 등 6장의 이미지의 총 240장으로 구성되어 있다. 각 이미지는 JPEG포맷으로 해상도는 640x480이다.

등록용으로 Yale A 데이터베이스 및 IMM 데이터베이스의 각 인물 당 이미지의 이름 순서대로 4장이 사용하였으며, 테스트(인식)용으로는 등록에 사용된 이미지를 제외한 나머지 얼굴 이미지들을 사용하였다. 등록에 인물당 4장을 이용한 것은 본 논문의 실험에서 비교되는 각 얼굴 인식 방법들이 다양한 자세에 대해 어느 정도 이상의 얼굴 인식률을 보여야만 각 얼굴 인식 방법들을 비교하는 것이 의미가 있기 때문이다.

Yale B 데이터베이스^[10] (그림 3 참조)는 pgm 포맷의 흑백 이미지로 640x480의 해상도로 구성되어 있다. 10명의 인물에 대해 9개의 자세, 65개의 조명 조건으로

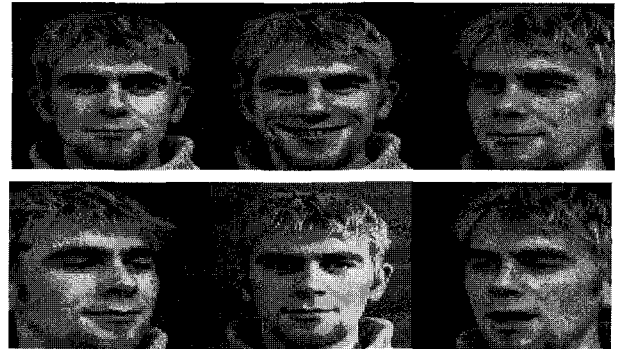


그림 4. IMM DB의 샘플 이미지들
Fig. 4. Samples of IMM Face DB.

구성되어 있다. 이 중, 각 인물당 정면 조명을 가진 모든 자세 얼굴들을 선정하여 90장의 이미지를 사용하였다. 실험시 각 얼굴 이미지는 공평한 실험을 위해 112x92로 크기를 맞추었다.

본 논문의 실험에서 사용된 PC 사양은 Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU T9300 2.5GHz, 3GB RAM 이며, 실험에는 듀얼 코어중 하나의 코어만을 이용하였다

4.2 실험 방법

본 논문의 실험에서는 (1차원) PCA 기반 얼굴 인식 방법, 2차원 PCA 기반 얼굴 인식 방법 그리고 본 논문의 제안 얼굴 인식 방법 등 3가지의 얼굴 인식 방법에 대해서 고유 벡터 개수별 얼굴 인식 성능, 인식률, 인식 속도 등을 비교 평가하였다.

첫째, 고유 벡터 개수별 얼굴 인식 성능 평가에서는 PCA 모델 구성에 사용되는 고유 벡터들 중 높은 고유 값에 대응하는 고유 벡터들을 순서대로 일정 개수만큼 선택하여 이를 사용한 모델에 기반한 얼굴 인식의 인식률을 구하였다. 1차원 및 2차원 PCA의 경우, 고유 벡터



그림 2. Yale A DB의 샘플 이미지들
Fig. 2. Sample images of Yale A DB.



그림 3. Yale B DB의 샘플 이미지들
Fig. 3. Sample images of Yale B DB.

는 등록용 얼굴 이미지 세트에 1차원 PCA 및 2차 PCA 를 적용 결과에 의해 얻어진 고유벡터를 의미하며, 제안된 방법의 경우, 식 (10)의 $U_{distinctive,R}$ 의 구성 열벡터들을 의미한다. 이 실험을 통해 고유 벡터의 개수 별 인식 성능을 확인할 수 있다.

둘째, 등록용 얼굴 이미지 세트에 사용되는 인물 당 4장의 얼굴 이미지를 등록하고, 나머지 얼굴 이미지에 대해 얼굴 인식을 및 인식 속도를 측정하였다. 이때 사용되는 고유 벡터들은 95%의 에너지가 포함되도록 한 고유 벡터들이다.

4.3 실험 결과

(1) 고유 벡터 개수 별 인식 성능

그림 5는 Yale A 데이터베이스에 대해 선택된 고유 벡터 개수 별 인식률에 대한 실험 결과를 보여 준다. 비교 대상은 (1차원) PCA, 2차원 PCA 그리고 제안한 방법이다. 그림 5는 도표에서 가로축은 선택된 고유벡터의 개수를 나타낸 것이며, 세로축은 얼굴 인식률을 나타낸다.

그림 5는 실험 결과에서 제안한 방법의 고유 벡터 개수 별 얼굴 인식 성능이 기존 (1차원) PCA 및 2차원 PCA 기반 얼굴 인식 방법보다, 성능이 개선되었음을 알 수 있다. 이는 Yale A 데이터베이스 각각에 대해 제작된 모델에서 얼굴 공통 성분에서 성공적으로 분리되었음을 확인할 수 있다. IMM 데이터베이스에 대해서도 비슷한 결과를 볼 수 있었다.

참고로 제안한 방법에서 선택되는 고유 벡터의 개수가 적은 것은 다음의 이유이다. 제안한 방법의 모델에서는 2차원 PCA 방법에서와 달리 얼굴 공통 특성이 분리되어 95% 에너지에 해당하는 고유 벡터들의 개

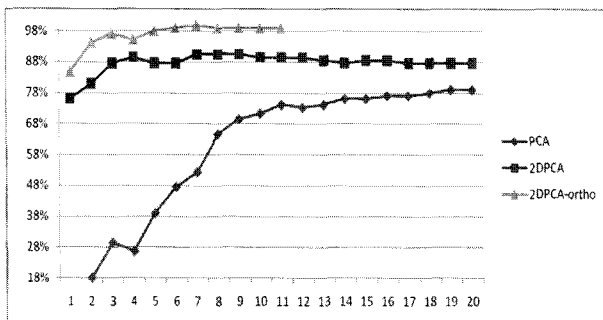


그림 5. Yale A 데이터베이스에 대한 고유 벡터 개수 별 인식 성능

Fig. 5. Recognition Performances according to the number of eigenvectors for Yale A Database.

수가 줄어, 2차원 PCA 보다 더 적은 개수의 고유 벡터들로 모델이 구성되어 인식에 사용되었기 때문이다.

(2) 얼굴 인식을 및 얼굴 인식 수행 소요시간

Yale A 데이터베이스와 IMM 데이터베이스에 대해서 각각 수행한 얼굴 인식률 및 인식 소요 시간에 대한 두 번째 실험 결과가 표 1에 나타나 있다.

Yale A 데이터베이스나 IMM 데이터베이스의 2가지 데이터베이스에서, 본 논문이 제안한 방법이 기존의 1차원 PCA 나 2차원 PCA 방법에 비해 높은 성능을 보임을 표 1에서 알 수 있다.

한편, 실험에서 PCA, 2차원 PCA 및 제안한 방법 모두 등록용으로 사용된 이미지 수가 적을 때보다 많을 때 더 좋은 인식 결과를 보였음을 관찰하였다. 등록용 이미지 수가 적으면 모델 제작에 사용되는 이미지 수 역시 적다. 이렇게 제작된 모델은 제대로 인식용 이미지를 표현하지 못한다. 왜냐하면 모델은 모델 제작에 사용된 이미지들로 표현 가능 범위가 제한되기 때문이다. 많은 이미지들로부터 모델을 제작했다면 표현 가능 범위가 넓어지고, 그렇지 않으면 표현 가능 범위가 좁아진다. 따라서 적은 등록용 이미지로 제작된 모델은 표현 범위가 좁아 인식용 이미지에서 올바른 인식용 특징을 추출할 수 없다. 따라서 올바른 인식률의 비교를 위하여 본 논문의 실험에서 인물당 4장의 얼굴 이미지를 등록하여 실험하였다.

또한, 표 1의 실험 결과로부터 얼굴 인식 속도도 제안방법이 기존의 방법들에 비해 더 개선되었음을 확인할 수 있다. 이것은 제안한 방법의 계산 량이 기존의 방법들에 비해 적다는 것을 의미한다.

제안한 방법의 인식 수행 속도가 빠른 이유를 설명하기 전에 인식 속도에 영향을 주는 요소를 살펴보자. 첫째는 인식용 이미지를 고유 벡터 부분공간 또는 얼굴

표 1. 얼굴 인식률 및 인식 속도 (Yale A 데이터베이스)

Table 1. Recognition Rate and recognition speed. (Yale A Database)

얼굴 DB	사용된 방법	인식률(%)	인식속도(ms)
IMM	1D PCA	41.25	1.18
	2D PCA	76.25	1.12
	제안 방법	85	0.78
YALE A	1D PCA	79.05	0.89
	2D PCA	86.67	0.90
	제안 방법	99.05	0.74

고유 식별 특성 부분공간에 투영하는 연산이다. 둘째는 투영하여 얻어진 특징 행렬 (1차원 PCA 경우는 특징 벡터)을 등록용 얼굴 특징 행렬들과 비교하는 연산이다.

1차원 PCA 방법의 경우는 제안한 방법에 비해 고유 벡터의 차원수가 매우 커 많은 계산량이 필요하다. PCA 방법은 모델 이미지를 하나의 벡터로 취급하므로 10,304 (112×92)의 차원이며, 결국 1차원 PCA 방법으로 제작된 고유 벡터 부분 공간은 10,304×42 (42; 실험에서 얻어진 1차원 PCA의 고유 벡터 개수) 크기의 행렬로 표현된다.

한편, 2차원 PCA 방법의 경우는 실험에서 계산된 고유 벡터의 개수는 23개 이었으며 제안한 방법의 경우는 고유 벡터의 개수가 11개 이었다. 따라서 2차원 PCA 고유 벡터 부분공간 모델은 92×23 크기의 행렬로 표현되고, 제안한 방법의 얼굴 고유 식별 특성 부분 공간 모델은 92×11 크기의 행렬로 표현된다.

따라서 부분공간에 투영하는 연산이나 등록용 얼굴 특징 행렬들과 비교하는 연산 모두 제안 방법이 빨라 제안 방법이 1차원 PCA 기반 방법이나 2차원 PCA 기반 방법보다 얼굴 인식속도가 빠르게 된다.

V. 결 론

본 논문에서는 2차원 PCA를 적용하여 얻어진 얼굴 모델에서 얼굴 공통 특성 성분의 영향이 분리된 얼굴 고유 식별 특성 부분공간을 구성하는 방법을 개발하고 이에 기반한 얼굴 인식 방법을 제안하였다.

제안된 얼굴 인식 방법은 입력 얼굴 영상을 구성된 2차원 PCA 얼굴 고유 식별 특성 부분공간에 투영하여 얻어진 특징 벡터를 이용하여 얼굴 인식을 수행한다. 얻어진 특징 벡터는 얼굴 공통 특성이 분리된 얼굴 고유 식별 특성을 주로 반영하기 때문에 얼굴 식별 능력이 향상된다. 또한, 공통 특성 들을 사용하지 않기 때문에 불필요한 계산량이 줄어 인식 수행 속도도 빨라진다.

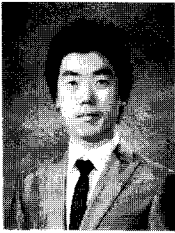
이는 다양한 조명하에 다양한 얼굴 자세를 갖는 Yale A 데이터베이스와 IMM 데이터베이스를 이용한 실험을 통해 확인되었다. Yale A 데이터베이스 대상 실험 (IMM 데이터베이스 대상 실험)에서 인식률은 기존 방법인 1차원 PCA 기반 얼굴 인식 방법에 비해서 20% (43%), 2차원 PCA 기반 얼굴 인식 방법에 비해서는 12% (8%) 이상의 개선이 이루어졌으며, 인식 속도는 1

차원 PCA 방법 보다 16% (33%), 2차원 PCA 방법 보다 17% (30%)이상의 개선이 이루어졌음이 보여 졌다.

참 고 문 헌

- [1] S. Z. Li and A. K. Jain, "Handbook of Face Recognition," 2004.
- [2] M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, pp. 103 - 108, 1990.
- [3] A. Pentland and M. Turk, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, pp. 71-86, 1993.
- [4] J. Yang, D. Zhang, A. F. Frangi and J. Yang, "Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 26, no. 1, pp. 131-137, 2004.
- [5] J. Yang, J.Y. Yang, "From Image Vector to Matrix: A Straightforward Image Projection Technique—IMPCA vs. PCA," *Pattern Recognition*, Vol. 35, no. 9, pp. 1997-1999, 2002.
- [6] D. Zhang and Z.-H. Zhou., "(2D)²PCA: 2-directional 2-dimensional PCA for efficient face representation and recognition." *Neurocomputing*69, pp. 224-231, May 2005.
- [7] V. D. M. Nhat and S. Y Lee, "Kernel-based 2DPCA for Face Recognition," *2007 IEEE Int'l Symp. Signal Processing and Information Technology*, Dec. 2007.
- [8] Yale face Database A
<http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>
- [9] IMM face Database
<http://www2.imm.dtu.dk/~aam/datasets/datasets.html>
- [10] Yale face Database B
<http://cvc.yale.edu/projects/yalefacesB/yalefacesB.html>

저 자 소 개



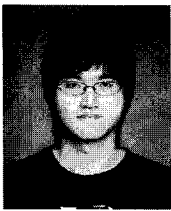
설 태 인(학생회원)
2008년 2월 숭실대학교
정보통신 전자공학과
학사졸업.
2008년 3월~현재 숭실대학교
대학원 전자공학
석사과정재학.

<주관심분야: 얼굴인식, 임베디드 컴퓨팅>



정 선 태(정회원)-교신저자
1983년 2월 서울대학교
전자공학과 학사.
1990년 12월 미국 미시간대학교
(앤아버) 전자 및 컴퓨터
박사.
1991년 3월~현재 숭실대학교
정보통신전자공학부 교수.

<주관심분야 : 생체인식, 지능형 영상감시, 임베
디드 멀티미디어>



김 상 훈(정회원)
2006년 2월 숭실대학교 정보통신
전자공학과 학사 졸업.
2008년 2월 숭실대학교 전자과
대학원 석사 졸업.
2008년 3월~현재
오리엔탈종합전자(주)

<주관심분야 : 얼굴 인식, 임베디스 컴퓨팅>



장 언 동(정회원)
1996년 2월 충북대학교 정보통신
공학과 학사 졸업.
2002년 2월 충북대학교 정보통신
공학과 석사 졸업.
2007년 2월 충북대학교 정보통신
공학과 박사 졸업.

2007년 4월~현재 오리엔탈종합전자(주)
<주관심분야 : 영상신호처리, 패턴인식, 컴퓨터
비전>



조 성 원(정회원)
1982년 2월 서울대학교
전기공학과 학사.
1992년 2월 Purdue University
전기공학과 박사.
2010년 현재 홍익대학교 전자전기
공학부 교수.

<주관심분야 : 인공지능, 생체인식, 지능형 시스
템, 패턴인식>