

변형된 이차원 PCA를 이용한 얼굴 인식

김영길¹, 송영준², 장언동¹, 김동우¹, 안재형^{3*}

Face Recognition Using Modified Two-Dimensional PCA

Young-Gil Kim¹, Young-Jun Song², Un-Dong Chang¹,
Dong-Woo Kim¹ and Jae-Hyeong Ahn^{3*}

요약 본 논문은 변형된 2-D PCA를 이용한 얼굴 인식 방법에 대하여 제안한다. 기존의 PCA는 1 차원 벡터들로 공분산 행렬을 구하는 반면에 2-D PCA는 2 차원 영상을 직접적으로 이용하여 공분산 행렬을 구한 후 그것의 고유값에 따른 고유벡터를 구하여 특징 벡터들을 추출한다. 제안 방법은 두 개의 공분산 행렬들을 이용하여 선형 변환 행렬을 구하는 변형된 2-D PCA 방법을 적용하여 얼굴을 인식한다. 실험 결과는 2-D PCA 보다 제안된 방법이 1% 정도 얼굴 인식률이 더 좋으며, 안정된 인식률을 보여준다.

Abstract In this paper, we propose a face recognition method using modified 2-D PCA. While the previous PCA method computes the covariance matrix by using one dimensional vectors, the 2-D PCA method computes the covariance matrix by directly using direct two dimensional image, and extracts the feature vectors by solving eigenvalue problem. The proposed method recognizes the faces by applying the modified 2-D PCA to face images and it gets linear transformation matrix using two covariance matrices. The experimental results indicates that the proposed method improved about 1% and achieved more stability in recognition rate than conventional 2-D PCA.

Key words : PCA, 2-D PCA, Eigenface, feature extraction, face recognition

1. 서론

PCA(Principal Component Analysis)는 패턴 인식과 컴퓨터 비전 분야 등에서 널리 이용되는 전통적인 특징 추출과 데이터 표현에 관한 기술이다. Sirovich와 Kirby[1, 2]는 얼굴 영상을 효율적으로 표현하기 위해 처음으로 PCA를 적용하였다. 그들은 하나의 얼굴 영상은 얼굴의 기저 벡터와 평균 벡터로 정의되는 적은 수의 가중치 합으로 표현하였다. Turk와 Pentland[3]는 1991년에 얼굴 인식을 위한 고유얼굴(Eigenface) 방법을 제안하였다.

PCA에 기반한 얼굴 인식 방법은 1 차원의 얼굴 벡터들로 변환하여 구한 공분산 행렬로부터 고유값과 고유벡터를 계산하고 크기 순서로 정렬된 고유값에 대응하는

고유벡터를 구한다. 이렇게 구한 고유벡터는 하나의 얼굴 영상을 나타내는 기저 벡터들이다. 실제 인식 단계에서는 입력 얼굴 영상을 선형 변환하여 얻은 특징 벡터를 미리 구해 놓은 특징 벡터들과 비교함으로써 얼굴을 인식하게 된다.

최근에 PCA와 관련된 두 가지 방법들, ICA(Independent Component Analysis)와 Kernel PCA가 많은 관심을 받고 있다. Bartlett 등[4]은 코사인 유사도 척도로 사용될 때 PCA보다 ICA가 우수함을 보였다. Yang[5]은 얼굴 특징 추출과 인식을 위해 Kernel PCA를 사용하여 Kernel Eigenface 방법이 기존의 Eigenface 방법보다 우수함을 보여주었다. 하지만, ICA와 Kernel PCA 방법들은 모두 PCA 방법보다 계산량이 많아지는 단점을 보인다.

2-D PCA[6]는 기존의 PCA와는 달리 공분산을 구할 때 1 차원의 얼굴 벡터들을 이용하는 것이 아니라, 2 차원 얼굴 영상을 직접 이용하여 공분산 행렬을 구한다. 공분산 행렬로부터 고유값과 고유벡터를 구한 후 입력 얼굴 영상을 선형 변환하여 특징 벡터들을 추출한다. 이렇

¹충북대학교 정보통신공학과

²(주)프리즘테크

³충북대학교 전기전자컴퓨터공학부

*교신저자 : 안재형(jhahn@chungbuk.ac.kr)

게 추출된 특징 벡터들은 미리 구하여진 특징 벡터들과 비교하여 얼굴을 인식한다.

제안된 방법은 기존의 2-D PCA에서 두 개의 공분산 행렬들을 이용하여 선형 변환 행렬을 구함으로써 판별 정보를 수평·수직 방향으로 축소하여 기존의 방법보다 인식을 향상과 안정된 인식을 갖게 하였다. 본 논문의 구성은 2장에서 기존의 PCA 방법에 대하여 기술하고, 3장에서 제안된 2-D PCA 방법에 대하여 설명한다. 그리고 4장에서 실험 결과를 보여주고, 마지막으로 결론을 맺는다.

2. PCA

훈련을 위해 사용된 N개의 얼굴 벡터들의 집합을 $X=[X_1, X_2, \dots, X_N]$ 라 놓고, 각각의 얼굴 벡터에서 전체 얼굴 벡터의 평균 벡터를 뺀 벡터들의 집합을 $\Phi=[\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N]$ 라고 하면, 훈련 얼굴 영상들의 공분산(covariance) 행렬 S_T 는 다음과 같다.

$$S_T = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi_i \Phi_i^T = \Phi \Phi^T \quad (1)$$

S_T 의 고유벡터 Ψ 와 고유값 Λ 는 식 (2)에 의해 구해진다.

$$S_T \Psi = \Psi \Lambda \quad (2)$$

훈련 얼굴 영상의 크기가 $R \times C$ 라면 S_T 의 크기는 $RC \times RC$ 이므로 계산하기가 힘들다. 대개의 경우 $R \times C \gg N$ 이므로 $\Phi \Phi^T (RC \times RC)$ 대신에 $\Phi^T \Phi (N \times N)$ 의 공분산 행렬의 고유 분석을 통하여 효율적으로 고유벡터와 고유값을 구한다[3].

$$(\Phi^T \Phi) \Psi' = \Psi' \Lambda' \quad (3)$$

식 (3)의 양변에 Φ 를 곱하면 아래의 결과를 얻는다.

$$\Phi (\Phi^T \Phi) \Psi' = (\Phi \Phi^T) (\Phi \Psi') = (\Phi \Psi') \Lambda' \quad (4)$$

여기서 고유값을 크기 순서로 정렬하여 그에 대응하는 고유벡터 $\Psi'=[V_1, V_2, \dots, V_N]$ 라 한다. 처음 m개의 고유벡터를 취한 선형 변환 행렬 W_{PCA} 는 식 (5)와

같이 구하게 된다.

$$W_{PCA} = [\Phi V_1, \Phi V_2, \dots, \Phi V_m] \quad (5)$$

선형 변환 행렬 W_{PCA} 는 m 차원으로 축소된 특징 벡터를 구하는데 이용된다.

$$\omega_j = W_{PCA}^T \Phi_j \quad (6)$$

이렇게 구한 ω 와 미리 구하여진 특징 벡터들과 비교하여 얼굴을 인식하는 방법이 기존의 PCA에 의한 얼굴 인식 방법이다.

3. 변형된 2-D PCA

본 논문에서는 두 개의 공분산 행렬들을 이용하여 선형 변환 행렬을 구하는 변형된 2-D PCA 방법을 적용하여 얼굴을 인식한다. 얼굴 영상을 $A_i (i=1, 2, \dots, N)$ 라 하고, 전체 얼굴 영상들의 평균 얼굴 영상을 \bar{A} 이라고 가정한다. 여기서 훈련을 위해 사용된 얼굴 영상들의 크기는 $R \times C$ 이고 훈련 얼굴 영상의 수는 N개이다.

훈련 얼굴 영상들의 공분산 행렬들은 G_C 와 G_R 과 같다.

$$G_C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - \bar{A})^T (A_i - \bar{A}) \quad (7)$$

$$G_R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - \bar{A}) (A_i - \bar{A})^T \quad (8)$$

기존의 PCA는 1 차원의 벡터들로 변환하여 계산하는 반면에 2-D PCA는 2 차원 형태로 직접 G_C 와 G_R 을 계산하게 되어 $C \times C$ 와 $R \times R$ 공분산 행렬들을 얻는다. G_R 의 경우는 기존의 2-D PCA에 추가된 부분으로 기존 방법은 판별 정보를 수평 방향으로만 축소하지만 제안 방법은 수평·수직 방향으로 축소하기 위해서이다.

G_C 의 고유벡터 Ψ_C 와 고유값 Λ_C 는 식 (9)에서 G_R 의 고유벡터 Ψ_R 와 고유값 Λ_R 는 식 (10)에서 구해진다.

$$G_C \Psi_C = \Psi_C \Lambda_C \quad (9)$$

$$G_R \Psi_R = \Psi_R \Lambda_R \quad (10)$$

여기서 고유값을 크기 순서로 정렬하여 그에 대응하는 고유벡터를 $\Psi_R = [V_1, V_2, \dots, V_R]$ 과 $\Psi_C = [\mathcal{V}_1, \mathcal{V}_2, \dots, \mathcal{V}_C]$ 라 한다.

$C \times C$ 고유벡터에서 처음 d 개의 고유벡터를 취한 선형 변환 행렬 W_C 는 식 (11)과 같이 구하게 된다.

$$W_C = [V_1, V_2, \dots, V_d] \tag{11}$$

$R \times R$ 고유벡터에서 처음 d 개의 고유벡터를 취한 선형 변환 행렬 W_R 는 식 (12)와 같이 구하게 된다.

$$W_R = [\mathcal{V}_1, \mathcal{V}_2, \dots, \mathcal{V}_d] \tag{12}$$

선형 변환 행렬 W_C 와 W_R 에 따른 특징 벡터들은 식 (13)과 같이 구한다.

$$\omega_j = A_j W_C + A_j W_R \tag{13}$$

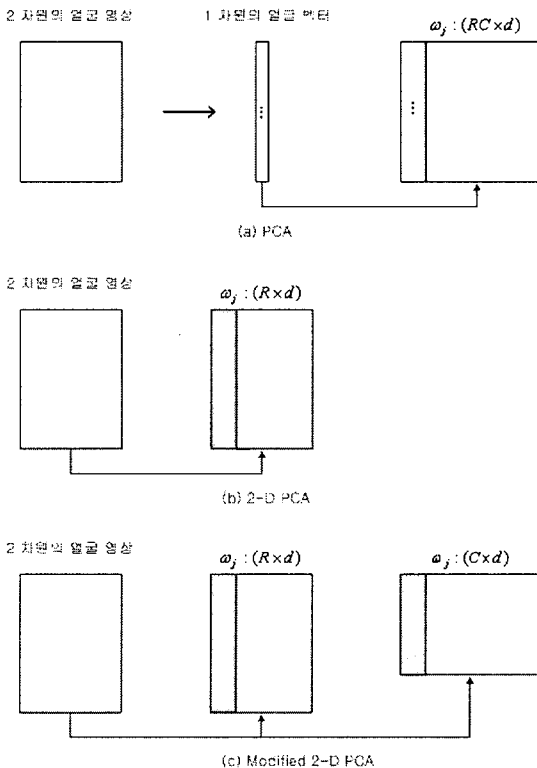


그림 1. 기존의 방법과 제안된 방법의 비교

이렇게 구한 ω_j 와 미리 구하여진 특징 벡터들과 비교하여 얼굴을 인식하게 된다.

그림 1은 기존의 방법과 제안된 방법에서 변환 과정의 차이점을 보여준다. (a)의 경우는 PCA의 방법을 보여준다. $R \times C$ 크기의 2 차원의 얼굴 영상을 1 차원의 얼굴 벡터로 표현한 후 PCA를 이용하면 $R \cdot C \times d$ 크기의 특징 벡터를 구할 수 있다. (b)의 경우는 기존의 2-D PCA로서 $R \times d$ 의 특징 벡터를 구할 수 있으며 (c)의 경우는 제안된 방법으로서 $R \times d$ 의 특징 벡터와 $C \times d$ 의 특징 벡터들을 모두 이용하여 미리 구하여진 특징 벡터들과 비교하여 얼굴 인식을 하게 된다. 기존의 2-D PCA는 수평 방향으로만 차원을 축소하는 반면에, 제안된 방법은 수평·수직 방향으로 차원을 축소하여 특징 벡터들을 구하여 안정된 인식률을 얻을 수 있다.

4. 실험 결과

본 논문은 얼굴 인식의 성능을 평가하기 위해 널리 알려진 ORL (Olivetti Research Lab.) 얼굴 데이터베이스를 사용하였다. ORL 얼굴 데이터베이스는 총 400장의 얼굴로 구성되어 있으며, 40명에 대해 10장씩 각각 약간의 포즈 변화, 명암 변화, 표정 변화가 있는 영상뿐만 아니라 선글라스, 콧수염, 안경 등과 같이 얼굴의 구성 요소를 가리는 영상들도 존재한다. 모든 얼굴 영상들은 그레이스케일 영상으로 112×92 의 크기를 갖는다.

실험 방법으로, 훈련 영상들과 테스트 영상들의 구분은 그림 2와 같이 각 클래스마다 5장은 훈련 영상으로 나머지 5장은 테스트 영상으로 나누어 실험을 하였다.

그림 3은 112×92 와 28×23 크기의 얼굴 영상에 대하여 차수에 따른 2-D PCA와 제안된 방법을 이용한 인식률을 보여준다. 112×92 크기의 얼굴 영상에서 2-D PCA 방법을 이용할 경우 차수가 8일 경우에는 91.5%의 최대 인식률을 보이고 제안된 방법은 차수가 10일 경우 91.5%의 최대 인식률을 갖는다. 그러나 28×23 크기의 얼굴 영상에서 2-D PCA 방법을 이용할 경우 차수가 5일 경우에는 91.5%의 최대 인식률을 갖고 제안된 방법은 차수 3에서 92.5%의 최대 인식률을 보인다.

표 1은 2-D PCA와 제안 방법과의 차수에 따른 인식률 차이와 인식 시간을 보여준다. 23차까지의 차수에 대해 원래 크기의 얼굴 영상일 경우 11.5%의 인식률 차이를 보인 반면에 제안 방법은 기존의 방법보다 약 3.2% 보다 적은 8.3%의 인식률 차이를 갖는다. 인식 시간의 경우 W_R 에 따른 특징 벡터들의 증가로 인해 약간 증가됨을

보이기는 하지만 기존의 방법보다 제안 방법이 보다 안정된 인식률을 보여준다.



(a) 훈련 영상



(b) 테스트 영상

그림 2. ORL 얼굴 데이터베이스의 일부

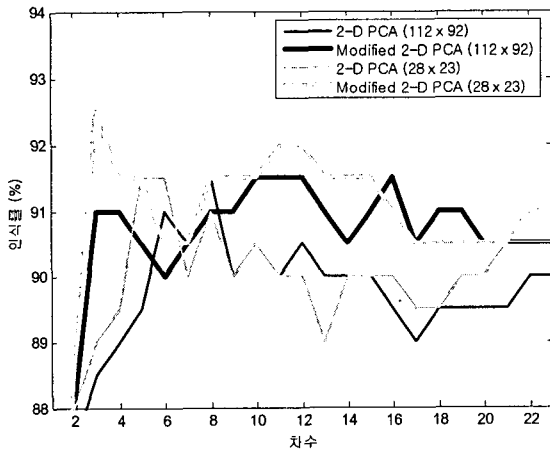


그림 3. 차수에 따른 2-D PCA와 제안 방법의 인식률 비교

표 1. 2-D PCA와 제안한 방법의 인식률과 인식 시간 비교

방법	얼굴 영상의 크기	인식률 차이 (%)	최대 인식률 (%)	최소 인식률 (%)	인식 시간 (초)
2-D PCA	112 × 92	11.5	91.5	80	0.25
	28 × 23	11.5	91.5	80	0.02
제안한 방법	112 × 92	7	91.5	84.5	0.69
	28 × 23	9.5	92.5	83	0.05

5. 결론

본 논문은 변형된 2-D PCA를 이용한 얼굴 인식 방법을 제안하였다. 기존의 PCA는 1 차원 벡터들로 공분산 행렬을 구하는 반면에 2-D PCA는 2 차원 영상을 직접적으로 이용하여 공분산 행렬을 구한 후 그것의 고유값에 따른 고유벡터를 구하여 특징 벡터들을 추출한다. 이렇게 추출된 특징 벡터는 미리 구해진 특징 벡터들과 비교하여 얼굴을 인식한다. 제안된 방법은 기존의 2-D PCA에서 두 개의 공분산 행렬들을 이용하여 선형 변환 행렬을 구함으로써 판별 정보를 수평·수직 방향으로 축소하여 기존의 방법보다 인식률 향상과 안정된 인식률을 갖게 하였다.

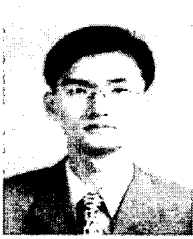
향후 연구 과제는 변형된 2-D PCA의 추출된 특징 벡터들의 크기가 크기 때문에 소요 시간이 오래 걸리기 때문에 특징 벡터들의 차원을 줄이는 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] Sirovich, L. and Kirby, M., "Low-dimensional procedure for the characterization of human faces," J. Optical Soc. Amer., Vol.4, pp.519-524, 1987.
- [2] Kirby, M. and Sirovich, L., "Application of the KL Procedure for the Characterization of Human Faces," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.12, No.1, pp.103-108, 1990.
- [3] Turk, M., and Pentland, A., "Eigenfaces for Recognition," J. Cognitive Neuroscience, Vol.3, No.1, pp.71-86, 1991.
- [4] M.S. Bartlett, J.R. Movellan, and T.J. Sejnowski, "Face Recognition by Independent Component Analysis," IEEE Trans. Neural Networks, Vol.13, No.6, pp.1450-1464, 2002.
- [5] M.H. Yang, "Kernel Eigenfaces vs. Kernel Fisherfaces: Face Recognition Using Kernel Methods," Proc. Fifth IEEE Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp.215-220, May 2002.
- [6] Yang, J., Zhang, D., Frangi, A. F., and Yang, J. Y., "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.

김 영 길(Young-Gil Kim)

[정회원]



- 1998년 2월 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학사)
- 2001년 2월 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학석사)
- 2002년 3월~현재 : 충북대학교 정보통신공학과 박사과정

<관심분야>

얼굴 인식, 컴퓨터 비전, 패턴 인식

김 동 우(Dong-Woo Kim)

[준회원]



- 1997년 2월 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학사)
- 2002년 2월 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학석사)

<관심분야>

내용기반 영상검색, 멀티미디어 정보처리

송 영 준(Young-Jun Song)

[정회원]



- 1994년 2월 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학사)
- 1996년 8월 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학석사)
- 2004년 8월 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학박사)
- 2004년 9월~현재 : 프리젠테크 선임연구원

<관심분야>

얼굴 인식, 컴퓨터 비전, 영상 처리

안 재 형(Jae-Hyeong Ahn)

[정회원]



- 1981년 2월 : 충북대학교 전기공학과 (공학사)
- 1983년 2월 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 (공학석사)
- 1990년 8월 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 (공학박사)
- 1987년 2월~현재 : 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수

<관심분야>

영상통신 및 데이터 감축, 멀티미디어 정보처리, 웹디자인 및 인터넷 방송

장 언 동(Un-Dong Chang)

[정회원]



- 1996년 2월 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학사)
- 2002년 2월 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학석사)
- 2002년 3월~현재 : 충북대학교 정보통신공학과 박사과정

<관심분야>

패턴 인식, 영상신호처리