

웨이브릿 변환과 2D PCA를 이용한 얼굴 인식

Face Recognition using Wavelet Transform and 2D PCA

김영길, 송영준*, 장언동, 김동우
충북대학교, 프리즘테크*

Kim Young-Gil, Song Young-Jun*,
Chang Un-Dong, Kim Dong-Woo
Chungbuk Univ., Prismtek*

요약

본 논문은 Haar 웨이브릿 변환과 2D PCA를 이용한 얼굴 인식 방법에 대하여 제안한다. 기존의 PCA는 1 차원 벡터들로 공분산 행렬을 구하는 반면에 2D PCA는 2 차원 영상을 직접적으로 이용하여 공분산 행렬을 구한 후 그것의 고유값에 따른 고유벡터를 구하여 특징 벡터들을 추출하였다.

제안 방법은 얼굴 데이터를 낮은 차원과 강건한 특징을 가지는 얼굴 영상을 얻기 위해 웨이브릿 변환을 이용하여 LL 대역의 영상 데이터로 2D PCA 방법을 적용하여 얼굴을 인식한다. 실험 결과는 원래 크기의 얼굴 영상에 2D PCA를 적용한 인식률보다 웨이브릿 변환의 LL 대역의 얼굴 영상에 2D PCA를 적용한 얼굴 인식률이 더 높음을 보여준다.

Abstract

In this paper, we propose the face recognition method using Harr wavelet transform and 2D PCA. While previous PCA computed the covariance matrix by using one dimensional vectors, 2D PCA computed the covarinace matrix by using direct two dimensional image and extracted feature vector by solving eigenvalue problem.

To gain the face image having the low dimension and robust property, the proposed method uses wavelet transformation. We apply the LL band image data to 2D PCA for face recognition. The experimental results indicate that our method improves recognition rate than 2D PCA into original image.

I. 서 론

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 Pentland는 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.

제안된 방법은 먼저 입력 영상을 Haar 웨이브릿 변환한 후, 2D PCA[4]를 적용하여 얼굴을 인식한다. 2D PCA는 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. 이렇게 추출된 특징 벡터는 미리 구하여진 특징 벡터들과 비교하여 얼굴을 인식한다.

본 논문의 구성은 2장에서 기존의 PCA 방법에 대하여 기술하고, 3장에서 웨이브릿 변환을 이용한 2D PCA 방법에 대하여 설명한다. 그리고 4장에서 실험 결과를 보여주고, 마지막으로 결론을 맺는다.

II. PCA

훈련을 위해 사용된 N개의 얼굴 벡터들의 집합을 $X=[X_1, X_2, \dots, X_N]$, 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 $\Psi'=[V_1, V_2, \dots, V_M]$ 라 한다. 처음 m 개의 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.

III. 웨이브릿 변환을 이용한 2D PCA

본 논문에서는 Haar 웨이브릿 변환[5]을 이용하여 LL 대역의 얼굴 영상에 대하여 2D PCA 방법을 적용하여 얼굴을 인식한다.

Haar 웨이브릿 변환을 이용하여 LL 대역의 얼굴 영상을 $A_i (i=1, 2, \dots, M)$ 라 하고, 전체 얼굴 영상들의 평균 얼굴 영상을 \overline{A} 이라고 가정한다. 여기서 훈련을 위해 사용된 얼굴 영상들의 크기는 $R \times C$ 이고 훈련 얼굴 영상의 수는 N개이다.

훈련 얼굴 영상들의 공분산 행렬 G_T 는 다음과 같다.

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

기존의 PCA는 1 차원의 벡터들로 변환하여 계산하는 반면에 2D PCA는 2 차원 형태로 직접 G_T 를 계산 하게 되어 $C \times C$ 의 공분산 행렬을 얻는다.

G_T 의 고유벡터 Ψ 와 고유값 Λ 는 식 (8)에 의해 구해진다.

$$G_T \Psi = \Psi \Lambda \quad (8)$$

여기서 고유값을 크기 순서로 정렬하여 그에 대응하는 고유벡터 $\Psi = [V_1, V_2, \dots, V_C]$ 라 한다.

$C \times C$ 고유벡터에서 처음 d 개의 고유벡터를 취한 선형 변환 행렬 W_{2DPCA} 는 식 (9)와 같이 구하게 된다.

$$W_{2DPCA} = [V_1, V_2, \dots, V_d] \quad (9)$$

선형 변환 행렬 W_{2DPCA} 에 따른 특징 벡터들은 식 (10)과 같이 구한다.

$$\omega_j = A_j W_{2DPCA} \quad (10)$$

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

IV. 실험 결과

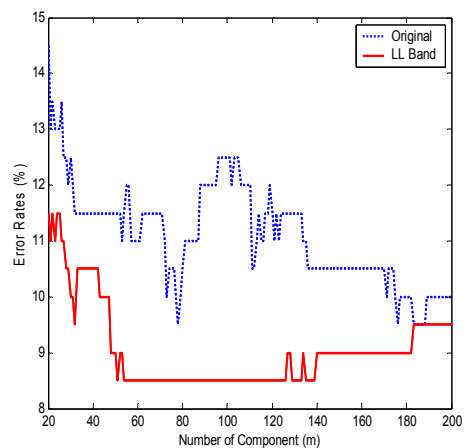
본 논문은 얼굴 인식의 성능을 평가하기 위해 널리 잘 알려진 ORL (Olivetti Research Lab.) 얼굴 데이터베이스를 사용하였다. ORL 얼굴 데이터베이스는 총 400장의 얼굴로 구성되어 있으며, 40명에 대해 10장씩 각각 약간의 포즈 변화, 명암 변화, 표정 변화가 있는 영상뿐만 아니라 찢글라스, 콧수염, 안경 등과 같이 얼굴의 구성 요소를 가리는 영상들도 존재한다. 모든 얼굴 영상들은 그레이스케일 영상으로 112×92 의 크기를 갖는다.

실험 방법은 훈련 영상들과 테스트 영상들의 구분은 Hold and out 방법을 사용하여 각 클래스마다 5장은 훈련 영상으로 나머지 5장은 테스트 영상으로 나누어 실험을 하였다.

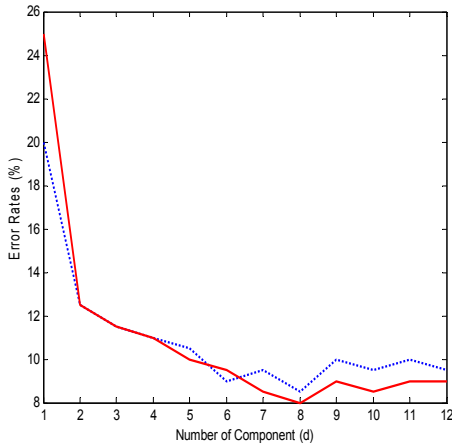
그림 1은 112×92 크기의 얼굴 영상과 3 레벨 Haar 웨이브릿의 LL 대역의 얼굴 영상에 대하여 PCA 방법을 이용한 오인식률을 보여준다. 112×92 크기의 전체 얼굴 영상일 경우에는 차수가 78일 경우 90.5%의 최대 인식률을 보인 반면에 LL 대역의 얼굴 영상일 경우에는 차수가 51일 경우 91.5%의 최대 인식률을 갖는다. 차수가 18일 경우 LL 대역의 얼굴 영상을 PCA 방법으로 얼굴을 인식하면 원래 크기의 얼굴 영상의 인식률보다 4% 더 좋은 결과를 보인다.

그림 2는 2D PCA 방법을 이용한 오인식률을 보여준다. 원래 크기의 얼굴 영상일 경우 차수가 $92 \times d$ 에서 d 가 8일 경우 91.5%의 최대 인식률을 보인 반면에 LL 대역의 얼굴 영상일 경우 차수가 $12 \times d$ 에서 d 가 8일 경우 92%의 최대 인식률을 갖는다.

결론적으로 PCA 보다는 2D PCA 방법이 인식 성능이 우수함을 보이며 원래 크기의 얼굴 영상을 입력하는 것보다는 LL 대역의 영상을 얻어 인식 알고리즘을 적용하게 되면 오인식률을 줄일 수 있게 된다.



▶▶ 그림 1. 차수에 따른 PCA 방법의 오인식률 비교



▶▶ 그림 2. 차수에 따른 2D PCA 방법의 오인식률 비교

V. 결 론

본 논문은 Haar 웨이블릿 변환과 2D PCA를 이용한 얼굴 인식 방법에 대하여 제안하였다. 기존의 PCA는 1 차원 벡터들로 공분산 행렬을 구하는 반면에 2D PCA는 2 차원 영상을 직접적으로 이용하여 공분산 행렬을 구한 후 그것의 고유값에 따른 고유벡터를 구하여 특징 벡터들을 추출한다. 이렇게 추출된 특징 벡터는 미리 구하여진 특징 벡터들과 비교하여 얼굴을 인식한다.

2D PCA는 기존의 PCA 보다도 많은 장점들을 가지고 있다. 첫째, 영상 행렬에 기반하기 때문에 특징 추출에 있어 기존의 PCA 보다 더 단순하고 직관적이다. 둘째, 2D PCA는 실험 결과에서 보았듯이 기존의 PCA 보다도 좋은 인식률을 갖는다. 셋째, PCA 보다 계산상 더 효율적이고 특징 추출 소요 시간을 개선할 수 있다. 하지만 추출된 특징들을 비교시 특징 벡터들의 수가 많다는 단점이 존재한다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 2D PCA 방법을 사용하기 이전에 얼굴 데이터를 낮은 차원과 강건한 특징을 가지는 얼굴 영상을 얻기 위해 Haar 웨이블릿 변환을 이용하는 얼굴 인식 방법을

제안하였다. 실험 결과 원래 크기의 얼굴 영상에 2D PCA를 적용한 인식률보다 웨이블릿 변환의 LL 대역의 얼굴 영상에 2D PCA를 적용한 얼굴 인식률이 더 좋음을 보여준다.

향후 연구 과제는 2D 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 Characterization of Human Faces," J. Optical Soc. Am., 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] 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.
- [5] Gonzalez, R. C., and Woods, R. E., Digital Image Processing, 2nd Edition, pp. 349-404, Prentice Hall, 2001.