

# 조명 변화에 강인한 얼굴 인식 방법

양 회 성, 김 유 호, 이 준 호  
성균관대학교 전기·전자 및 컴퓨터공학부

## A Novel Face Recognition Method Robust to Illumination Changes

Hee-Sung Yang, Yu-Ho Kim, June-Ho Yi  
School of Electrical and Computer Engineering, Sungkyunkwan University  
{hsyang, luke79, jhyi}@ece.skku.ac.kr

### Abstract

We present an efficient face recognition method that is robust to illumination changes. We named the proposed method as *SKKUfaces*. We first compute eigenfaces from training images and then apply fisher discriminant analysis using the obtained eigenfaces that exclude eigenfaces corresponding to first few largest eigenvalues. This way, *SKKUfaces* can achieve the maximum class separability without considering eigenfaces that are responsible for illumination changes, facial expressions and eyewear. In addition, we have developed a method that efficiently computes between-scatter and within-scatter matrices in terms of memory space and computation time. We have tested the performance of *SUKUfaces* on the YALE and the SKKU face databases. Initial Experimental results show that *SKKUfaces* performs greatly better over Fisherfaces on the input images of large variations in lighting and eyewear.

## 1. 서론

얼굴 인식 시스템에서 중요시 되어야 할 점은 표정, 연령, 시점, 조명의 변화, 잡음 등으로 인한 영상 변화에 영향을 받지 않고 안정적인 얼굴 인식 성능을 구현하는 것이다. 기존의 얼굴 인식 방법<sup>[6]</sup>은 얼굴의 특징이 될 수 있는 눈, 코, 입등의 기하학적인 상관 관계를 이용한 방법이나 gray value를 기반으로 한 템플릿 매칭에 의한 방법<sup>[3]</sup>, 신경망을 이용하는 방법<sup>[4]</sup>들과 얼굴 영상을 대표할 수 있는 패턴벡터를 구하여 비교하는 방법들<sup>[1][2][5][7][8]</sup>이 연구되어 왔다. 기존의 대부분의 방법들은 조명 변화와 오클루전이 있는 영상에 대해서 상당히 저조한 인식률을 나타낸다. 최근 각 클래스 간의 데이터를 fisher linear discriminant를 적용하여 각 클래스를 정확하게 분류하여 우수한 인식 성능을 갖는 얼굴 인식 방법<sup>[1][5][8]</sup>이 제안되었으나 여전히 조명 변화로 인한 얼굴 영상에 대해서는 정확한 인식이 어렵다는 단점이 있다.

본 논문이 제안하는 얼굴 인식 방법은 PCA(principal components analysis)를 이용하여 구한 eigenfaces에서 조명 변화와 오클루전과 같은 얼굴 영상의 큰 변화에 해당하는 주성분(principal component)를 제거한 후 얼굴의 순수한 특징만을 갖는 각 클래스 간의 데이터를 FLD(fisher linear discriminant)를 적용하여 정확하게 분류한다. 따라서, 조명 변화등으로 인하여 얼굴에 큰 변화가 생긴 영상들도 명확히 분류하므로 기존 방법들이 인식하기 어려웠던 조명 변화와 오클루전에 대한 인식률을 크게 향상시킬 수 있다. 또한, 기존의 FLD를 적용할 때의 문제점인 막대한 계산량과 메모리 용량을 간단한 연산을 통하여 획기적으로 줄일 수 있는 방법을 제안한다.

제안된 방법의 인식 성능을 검증하기 위하여 얼굴 인식방법으로 널리 알려진 Eigenfaces 방법과 Fisherfaces 방법에 대하여 자체적으로 구축한 SKKU database와 기존에 많이 사용된 YALE database를 이용하여 인식성능을 실험하였다. 실험 결과, 제안된 방법이 위 두 방법에 비해 조명 변화와 오클루전이 있는 얼굴 영상에 대하여 인식률이 상당히 우수함을 알 수 있었다.

## 2. 기존의 얼굴 인식 방법

기존의 연구에 있어서 조명 변화나 얼굴 표정 변화에 대한 인식 문제를 해결하기 위하여 많은 연구가 있어왔다. 대표적으로 PCA를 이용한 Eigenfaces 방법<sup>[2]</sup>과 FLD를 이용한 Fisherfaces 방법<sup>[3]</sup>이 있다. Eigenfaces 방법은 전체 입력 영상을 PCA를 이용하여 얼굴 영상의 전체 픽셀단위의 차원을 몇 개의 줄어들어든 고유공간상의 패턴 벡터로 선형 변환시키므로 인식 과정의 계산이 간단하고 속도가 빠르다는 장점이 있는 반면, 각 클래스의 데이터를 정확하게 분류하지는 못하므로 인식률이 떨어지는 단점이 있다. Fisherface 방법은 먼저 PCA로 차원을 줄이고, 차원을 줄인 supspace의 데이터를 가지고 부가적으로 fisher linear discriminant를 수행하여 다양한 얼굴 영상을 가진 각 클래스를 PCA 방법보다 훨씬 정확하게 분류하는 성능을 보인다. 그러나, Fisherfaces 방법은 조명 변화가 심한 환경에서 얻은 얼굴 영상에 대해서는 여전히 정확한 인식이 어렵다는 단점이 있다.

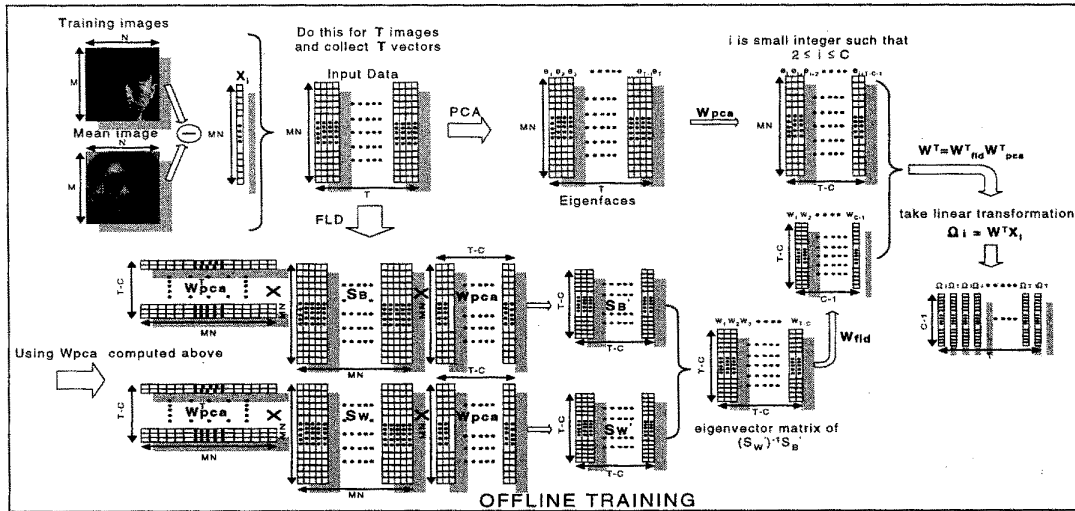


그림 1. 제안된 얼굴 인식 시스템

### 3. 제안된 방법: SKKUfaces

본 논문이 제안하는 얼굴 인식 방법을 개략적으로 살펴보면, 그림 1에서 보여지듯이 오프라인(offline)에서 두 단계의 선형 변환을 적용하여 입력 영상에서 구해질 패턴 벡터와 비교되어질 패턴 벡터들을 미리 구한다. 두 단계중 첫번째는 PCA를 이용하여 얻은 eigenfaces에서 조명이나 물체로 인한 변화에 가장 큰 영향을 받는 주성분(principal component)을 제거한 후 선형 변환 행렬( $W_{pca}$ )을 구하고, 두 번째는 이렇게 구한  $W_{pca}$ 를 가지고 두 가지의 공분산 행렬( $S_B, S_W$ )의 차원을 줄인 후 FLD를 적용하여 선형 변환 행렬( $W_{fld}$ )를 구한다. 이 두 단계에서 구한 선형 변환 행렬의 곱으로 전체 선형 변환 행렬( $W_T$ )을 구해서 전체 훈련 영상을 선형 변환하여 패턴 벡터( $\Omega_i$ )들을 구해 놓는다. 실제 얼굴 인식시 입력 영상을  $W_T$ 를 이용하여 선형 변환한  $\Omega_i$ 와 미리 구해놓은  $\Omega_i$ 들과 비교하여 얼굴을 인식하게 된다.

#### 3.1 조명 변화나 오클루전에 강인한 얼굴 인식 방법

본 논문은 조명 변화가 심한 얼굴 영상이나 얼굴에 부분적인 오클루전이 있는 얼굴 영상에도 강인하고 크게 향상된 인식률의 얼굴 인식 방법을 제안한다.

먼저, 인식하고자 하는 C 명의 사람에 대하여 각 사람은 K개의 훈련 영상을 가지고 있다고 가정하면 전체훈련 영상은 T(즉,  $K \times C = T$ )개이다. 각 얼굴 영상의 크기가  $M \times N$ 인 전체 훈련 영상의 평균 영상을 구하고, 각 훈련 영상과 평균 영상의 차의 결과를 크기가  $M \times N$ 인 하나의 열 벡터로 나타내며  $\Phi_i$ 로 정의한다. 이와 같은 과정을 전체 훈련 영상에 대하여 적용하여 전체크기가  $(M \times N) \times T$ 인 A로 정의된 행렬을 구한다.

$$S_T = \sum_{i=1}^T \Phi_i \Phi_i^T = A A^T \quad (1)$$

$$A = \{ \Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_T \}$$

식 (1)을 이용하여 전체 훈련 영상의 데이터 분산을 나타내는 공분산(covariance) 행렬을 구한다. (MxN)x(MxN) 행렬 계산을 피하기 위해  $A^T A$ 의 고유벡터(eigenvector)를 구한 후, 그 고유벡터에 행렬  $A$ 를 곱하면 구하고자 하는 공분산 행렬인  $S_T$ 의 고유벡터를 구할 수 있다.  $S_T$ 의 고유치를  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_T$  ( $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_T$ )라고 할 때 이에 대응하는 고유벡터 ( $e_1, e_2, \dots, e_T$ )가 그림 1의 Eigenfaces이다.

이 Eigenfaces에서 가장 큰 고유치에 해당하는 고유벡터는 조명이나 오클루전의 영향으로 인한 변화를 가장 많이 포함하고 있다. 따라서, 전체 훈련 영상에는 각 사람에 대한 표정 변화, 조명 변화, 부분적인 오클루전이 있는 얼굴 영상들로 구성되어 있으므로 큰 고유치들에 대응하는 고유벡터(즉,  $e_1, \dots, e_{T-1}$ )를 제거한 후에 그림 1에서 보듯이  $e_i$ 로부터  $e_{T-C+1}$ 까지 대응되는 (T-C) 개의 고유벡터를 가지고 FLD를 적용하면 기존의 Fisherfaces 방법보다 클래스 내 공분산(within class covariance)을 보다 최소로 하고, 클래스 간 공분산(between class covariance)을 최대로 하는 방향으로 선형 변환이 가능하므로 각 클래스 간의 데이터를 정확히 분류하고 인식률을 크게 향상할 수 있다.

### 3.2 메모리 용량과 계산량을 줄이는 방법

그림 1에서 보듯이 입력 데이터를 가지고 FLD를 적용하기 위하여 먼저 클래스 내 공분산 행렬과 클래스 간 공분산 행렬을 구한다. 여기서  $S_B$ 는 클래스 간 공분산 행렬을 나타내며,  $S_W$ 는 클래스 내 공분산 행렬을 의미한다.

$$\left\{ (W_{pca}^T S_W W_{pca})^{-1} (W_{pca}^T S_B W_{pca}) \right\} \omega_i = \lambda_i \omega_i \quad (2)$$

식 (2)는 기존의 Fisherfaces 방법으로 구해진  $S_B$ 와  $S_W$ 를 가지고 PCA를 적용하여 행렬의 차원을 줄인 후 고유치와 고유 벡터를 계산할 수 있음을 의미한다. 계산된 고유치중에 가장 큰 (T-C) 개에 대응하는 고유 벡터를 구해서 FLD단계에서의 선형 변환 행렬  $W_{fld}$ 를 구하게 된다. 그러나 여기서 구한  $S_B$ 와  $S_W$ 은 행렬의 크기가 각각 (MxN)x(MxN)이며 이 크기의 행렬 곱셈을 수행하여야 하므로 엄청난 메모리 용량과 계산량을 요구한다.

본 논문은 이러한 (MxN)x(MxN) 크기의 행렬 계산을 피하여 메모리와 계산 시간을 획기적으로 줄이는 방법을 제안한다.

$$S_B = \sum_{i=1}^C K_i (M_i - M) (M_i - M)^T$$

$$= \sum_{i=1}^C (M_i - M) (M_i - M)^T \quad (3)$$

$$= B B^T$$

$$B = \{ \Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_C \}$$

여기서,  $M_i$ 는  $i$ 번째 클래스의 평균 영상이며,  $M$ 은 전체 훈련 영상의 평균 영상이며  $\psi$ 는 각 클래스의 평균 영상을 전체 훈련 영상의 평균 영상으로 뺀 결과의 열 벡터이다.  $K_i$ 는  $i$ 번째 클래스 안의 얼굴 영상의 개수이며  $S_B$ 를 구할 때 각 클래스에 해당하는 얼굴 영상의 수가 동일하다고 하면 식 (3)처럼  $S_B$ 를  $B B^T$ 로 정의할 수 있다. 따라서, 식 (1)의  $S_B$ 에 해당하는 항목을 식 (4)와 같이 쓸 수 있다. 여기서  $B$  행렬의 크기는  $(M \times N) \times C$ 이고  $(M \times N) \gg C$  이므로 엄청난 메모리 절약이 가능하며 계산 시간도 상당히 줄어든다.

$$\begin{aligned} W_{pca}^T S_B W_{pca} &= W_{pca}^T B B^T W_{pca} \\ &= (W_{pca}^T B) (W_{pca}^T B)^T = S_B \end{aligned} \quad (4)$$

위와 같은 방법으로  $S_W$ 도 구할 수 있다

$$\begin{aligned} S_W &= \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{K_i} (X_j - M m_i) (X_j - M m_i)^T \\ &= W W^T \\ W &= \{ (\Phi_{11}, \Phi_{12}, \dots, \Phi_{1K}), (\Phi_{21}, \Phi_{22}, \dots, \Phi_{2K}), \\ &\quad \dots, (\Phi_{C1}, \Phi_{C2}, \dots, \Phi_{CK}) \} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서,  $X_j$ 는  $i$ 번째 클래스의  $j$ 번째 얼굴 영상이며  $M_i$ 는  $i$ 번째 클래스의 평균 영상이다. 또한  $\Phi_{ij}$ 는  $i$ 번째 클래스의  $j$ 번째 얼굴 영상을  $i$ 번째 클래스의 평균 영상으로 뺀 결과의 열 벡터이다. 식 (5)처럼  $S_W$ 은  $W W^T$ 로 구할 수 있으며 식 (1)의  $S_W$ 에 해당하는 항목을 식 (6)과 같이 다시 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} W_{pca}^T S_W W_{pca} &= W_{pca}^T W W^T W_{pca} \\ &= (W_{pca}^T W) (W_{pca}^T W)^T = S_W \end{aligned} \quad (6)$$

여기서,  $C \times K$ 는  $T$ 이기 때문에  $W$  행렬의 크기는  $(M \times N) \times (C \times K)$  즉,  $(M \times N) \times T$ 이다.  $(M \times N) \gg T$ 이므로  $S_B$ 와 마찬가지로 많은 메모리와 계산 시간을 줄일 수 있다.

$$\{ (S_W')^{-1} S_B' \} \omega_i = \lambda_i \omega_i \quad (7)$$

구해지는  $S_B'$ 와  $S_W'$ 는  $(T-C) \times (T-C)$  행렬이므로 결과적으로 식 (7)을 이용하여 구해지는  $(T-C)$ 개의 고유치중에서 가장 큰  $(C-1)$ 개의 고유치에 대응하는 고유벡터를 구해서 FLD단계의 선형 변환 행렬  $W_{fld}$ 를 얻게 된다.

## 4. 실험

### 4.1 실험 영상 및 방법

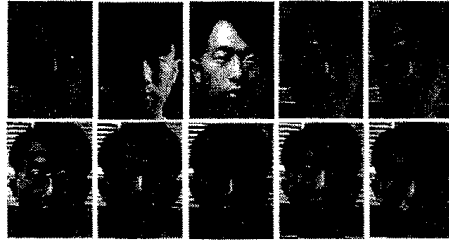
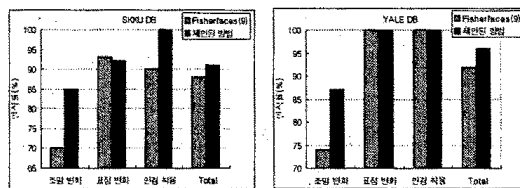


그림 2. 실험에 사용된 SKKU DB의 한 예

본 논문의 제안된 방법을 검증하기 위한 실험에는 Pentium II 233MHz의 PC를 사용하였으며 자체적으로 제작한 SKKU database의 얼굴 영상과 기존에 얼굴 인식 연구에 많이 이용된 YALE database<sup>[9]</sup>의 얼굴 영상을 사용하였다. SKKU database와 YALE database의 얼굴 영상은 50x40의 크기이며 각 database내의 영상은 혼성 10인에 대하여 각 10개의 256 gray value 영상으로 구성되어 있다. 각기 다른 표정과 조명의 방향에 따른 변화 그리고 안경 착용등과 같은 얼굴인식에 방해요소로 작용하는 조건들을 고려한 영상들로 이루어져있다. 본 논문은 위의 SKKU database와 YALE database내의 각 100개씩 총 200개의 영상들에 대하여 Leaving-One-Out방법을 적용하여 미리 계산된 훈련영상의 패턴 벡터들과 실제 입력 영상을 선형 변환하여 얻은 패턴 벡터간의 최소 자승 에러 거리를 갖는 클래스를 선택하도록 하는 Nearest neighbor 분류법을 사용하였다.

### 4.2 실험 결과

제안된 방법과 기존 방법의 인식률의 실험 결과를 그림 3과 표 1에 비교 평가하였다. 각 방법을 조명 변화와 얼굴 표정 변화 그리고 부분적인 오클루전을 갖는 영상군으로 나누어 비교 평가 하였다.



(a) SKKU DB

(b) YALE DB

그림 3. Fisherfaces 방법과 제안된 방법의 인식률

표 1. 기존 방법들과 SKKUfaces 방법과의 상대적인 성능 비교(인식률)

Method	Reduced Space	조명 변화(%)		표정 변화(%)		안경 착용(%)		Total(%)	
		SKKU	YALE	SKKU	YALE	SKKU	YALE	SKKU	YALE
Eigenfaces	18	45	30	54.2	88.4	70	80	55	70
Fisherfaces	9	70	74	93	100	90	100	88	92
SKKUfaces	9	85	87	92	100	100	100	91	96

위에서 보듯이, 제안된 방법은 입력 영상이 조명 변화가 심한 얼굴 영상일 때 기존의 Fisherfaces 방법에 비해 인식률이 상당히 우수함을 알 수 있다.

또한, 3.2절에서 제안한 방법으로  $S_B$ 와  $S_W$ 를 계산할 때 얻게되는 메모리와 계산량의 감소량은 다음과 같다. 얼굴 영상의 해상도가  $50 \times 40$ 이고 인식하고자 하는 클래스가 10개이고 각 클래스의 얼굴 영상이 10개이므로 3.2절의 방법을 사용하지 않고  $S_B$ 와  $S_W$ 를 구할 때는 각각의 크기가  $2000 \times 2000$ 이다. 제안된 방법은  $S_B$  행렬을  $2000 \times 10$  크기의 행렬을 이용하여 구해지고  $S_W$ 가  $2000 \times 100$  크기의 행렬을 사용하여 계산될 수 있기 때문에 메모리와 계산량은  $S_B$ 의 계산에서 약 200배 정도,  $S_W$ 의 계산에서는 약 20배 정도 절약됨을 알 수 있다.

## 5. 결론

본 논문이 제안한 얼굴 인식 방법은 조명 변화가 심한 환경에서의 얼굴 영상, 부분적인 오클루전이 있는 얼굴 영상에 대하여 기존의 방법들보다 상당히 우수한 인식률을 나타낸다. 또한  $S_B$ 와  $S_W$  행렬 계산할 때의 문제점인 과도한 메모리 용량과 계산량을 획기적으로 줄이는 방법을 제안하였다. 본 논문의 SKKUfaces 방법은 저가의 컴퓨터 사양으로도 고속의 우수한 인식 성능을 갖는 차세대 얼굴 인식 알고리즘이다.

## 참고문헌

- [1] P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces : Recognition Using Class Specific Linear Projection", IEEE Trans. on PAMI, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, 1997.
- [2] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [3] R. Brunelli, T. Poggio, "Face Recognition : Features vs. Templates", IEEE Trans. on PAMI, vol. 15, no. 15, pp. 1042-1052, 1993.
- [4] Shang-Hung Lin et al. , "Face Recognition and Detection by Probabilistic Decision Based Neural Network", IEEE Trans. on Neural Network, vol. 8, no. 1, pp. 114-132, 1997.
- [5] Chengjun Liu, Harry Wechsler, "Enhanced Fisher Linear Discriminant Models for Face Recognition", SOURCE Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, pp. 1368-1372, 1998.
- [6] Rama Chellappa, Charles L. Wilson, Saad Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey", Proceedings of The IEEE, vol. 83, no. 5, 1995.
- [7] M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of Human Faces", IEEE Trans. on PAMI, vol. 12, no. 1, pp. 103-108, 1990. vol. 2, pp. 1368-1372, 1998.

[8] K. Etemad, R. Chellappa, "Discriminant Analysis for Recognition of Human faces image", Journal of Optical Society of America, vol. 14, no. 8, pp. 1724-1733, 1997.

[9] <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>