

---

# 웨이브릿 영역에서 기하학적 특징과 PCA/LDA를 사용한 얼굴 인식 방법

## Face Recognition Method using Geometric Feature and PCA/LDA in Wavelet Domain

---

송영준, 김영길  
충북대학교 정보통신공학과

Young-Jun Song(songyjorg@dreamwiz.com), Young-Gil Kim(mmlover@dreamwiz.com)

---

### 요약

본 논문은 얼굴의 기하학적인 특징과 웨이브릿 변환을 사용한 PCA/LDA 복합 방법을 제안하여 얼굴 인식 시스템의 성능을 향상시켰다. 기존의 PCA/LDA 방법은 형태적인 분산의 정도에 따라 유사도를 측정하였기 때문에 얼굴 윤곽선을 정확하게 반영하지 못하였다. 이 단점을 극복하기 위하여 본 논문에서는 눈과 입사이의 거리를 측정하여 질의영상과 훈련영상에서 큰 차이가 있을 경우에는 얼굴내의 눈, 코, 턱 각각의 영역에 대한 에너지를 특징 벡터로 사용하여 기존의 PCA/LDA로 계산한 유사도를 재산정하였다. 본 논문에서 제안한 방법을 이용해서 ORL 데이터베이스의 400개 얼굴 영상에 대해 모의 실험한 결과 기존의 PCA/LDA 방법보다 약 4%의 인식률 향상이 있음을 보였다.

□ 중심어 : |얼굴 인식| PCA | LDA | 기하학적 특징 |

### Abstract

This paper improved the performance of the face recognition system using the PCA/LDA hybrid method based on the facial geometric feature and the Wavelet transform. Because the previous PCA/LDA methods have measured the similarity according to the formal dispersion, they could not reflect facial boundaries exactly. In order to recover this defect, this paper proposed the method using the distance between eyes and mouth. If the difference of the measured distances on the query and the training images is over the given threshold, then the method reorders the candidate images according to energy feature vectors of eyes, a nose, and a chin. To evaluate the performance of the proposed method the computer simulations have been performed with four hundred facial images in the ORL database. The results showed that our method improves about 4% recognition rate over the previous PCA/LDA method.

□ Keyword : |Face Recognition| PCA | LDA | Geometric Feature |

---

## I. 서론

얼굴 인식 기술은 사진 또는 카메라로 입력되는 정지 영상 및 동영상을 분석하고 얼굴을 특징화하여, 기존 데이터베이스에서 가장 유사한 얼굴을 찾아내는 기술이다. 얼굴 인식에 대한 연구는 1970년대에 시작하여 1990년대 이후 본격적인 발전이 있었고, 1990년대 후반에 들어와서 상품화에 성공하여, 현재 전 세계적으로 그 결과물이 제품에 적용되고 있다[1]. 개발된 제품으로는 Humanscan의 BioID[2], Viisage의 FacePass, Face Explorer 등[3]의 국외 제품과 (주)퍼스텍의 비전 리콘[4], 그리고 (주)워치비전의 FaceSurveillance, FaceCard 등[5]과 같은 국내 상용 제품이 있다.

얼굴 인식에 사용되는 알고리즘은 초기에는 얼굴의 국부적인 기하학적 특징을 이용하거나, 템플릿 매칭을 적용하는 방법[6]이 있었으나, 조명 변화나 표정 변화를 갖는 얼굴 영상을 인식하기 위해서는 많은 훈련 영상으로 인한 메모리양과 계산 시간이 문제가 되어 왔다. 이를 극복하기 위해 하나의 얼굴 영상을 벡터 공간상의 하나의 특징 벡터들로 변환하여 입력 얼굴 영상의 특징 벡터와 인식 대상 얼굴의 특징 벡터들을 비교함으로써 얼굴을 인식하는 방법이 연구되어 왔으며, 대표적인 방법으로 PCA[7]와 LDA[8]가 사용되고 있다.

Turk 등[9]은 주성분 분석으로 물체 간에 상관관계가 없는 특징들을 추출하여 최근접 이웃 알고리즘으로 분류하는 방법을 얼굴 인식에 적용하였고, Swet 등[10]은 주성분의 변별 성능을 높이기 위하여 주성분을 분석한 후 선형 변별하는 해석 방법을 제안하고 이를 적용하였다. 한편, Chatterjee 등[11]은 Swet 등의 선형 변별 해석 방법을 개선하여 학습 과정에서 클래스 평균을 추정하여 주성분 분석과 선형 변별 해석을 함께 할 수 있는 방안을 제시하였다. 얼굴 인식에 대한 다른 접근 방법으로서, 추출한 특징을 이용하여 신경망을 적용하거나 다양한 커널을 적용시킨 SVM이 있다[12].

제안하는 얼굴 인식 방법은 얼굴 전체에 대한 대수적인 특징으로 1차 유사 얼굴을 찾은 후, 찾아진 유사 영상의 상위 10개 영상에 대해 기하학적인 특징을 적용시켜 인식률을 개선시키고자 한다. ORL 데이터베이스 영

상들[13]에 대하여 제안된 얼굴 인식 방법을 실험하여 그 결과를 기존의 PCA, LDA의 성능과 비교하였다.

본 논문의 구성은 2장에서 기하학적 특징 추출에 대해 설명한 후, 3장에서 PCA/LDA의 대수적인 특징 추출 방법을 설명한다. 4장에서 제안하는 혼합 방식을 기술하고 5장에서 시뮬레이션 결과를 보여준다. 마지막으로 6장에서 결론을 맺는다.

## II. PCA/LDA의 대수적인 특징 추출

### 1. PCA

PCA의 적용 과정은 2차원의 학습 영상을 1차원의 벡터로 변환하는 것이 우선이다. 1차원으로 변환된  $N$ 개의 학습 영상에 대하여 학습 영상의 집합을  $\Phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N]$ 로 표기하고 각 영상으로부터 평균 영상 벡터  $\bar{\phi}$ 를 뺀 영상의 집합을  $X = [\phi_1 - \bar{\phi}, \phi_2 - \bar{\phi}, \dots, \phi_N - \bar{\phi}]$ 으로 표기한다. 이 식에서  $x_N = \phi_N - \bar{\phi}$ 라 하고  $X$ 의 집합을 다시 기술하면, 식 (1)과 같다.

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_N] \quad (1)$$

scale factor  $1/N$ 을 생략하면 공분산은 식 (2)와 같이 주어진다.

$$\sum x = \sum_{i=1}^N x x_i' = X X' \quad (2)$$

$\sum x$ 의 고유값과 고유벡터인  $\Lambda$ 와  $\Psi$ 는 식 (3)과 같은 관계를 갖는다.

$$(X X') \Psi = \Psi \Lambda \quad (3)$$

식 (3)의 양변에  $X'$ 를 곱하고, 행렬  $X'X$ 의 고유값과 고유벡터를  $\Lambda'$ 와  $V$ 라 하면 식 (4)와 같이 된다.

$$(X'X) V = V \Lambda' \quad (4)$$

이 식의 양변에  $X$ 를 곱하면 식 (5)와 같다.

$$X(X'X)V = (XX')(XV) = (XV)\Lambda' \quad (5)$$

고유값의 크기가 큰 순으로 정렬했을 때, p 개의 고유 벡터로 구성된 식 (6)에 의해 구할 수 있다.

$$W_{PCA} = [XV_1, XV_2, \dots, XV_p] \quad (6)$$

## 2. PCA/LDA

LDA는 클래스 정보를 사용하여 동일 부류에 속한 데이터는 서로 모이고, 다른 부류에 속한 데이터는 되도록 분리가 잘 되도록 저차원 공간으로 축소하는 데 목적을 두고 있다. LDA를 수행하기 위해 먼저 클래스 내부 분산 행렬(within-class scatter matrix;  $S_w$ ) 및 클래스 간 분산 행렬(between-class scatter matrix;  $S_b$ )을 각각 식 (7)과 식 (8)로 정의한다.

$$S_w = \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{i=1}^{N_j} \Pr(C_j) E[(x_i^j - \mu_j)(x_i^j - \mu_j)'] \quad (7)$$

$$S_b = \sum_{j=1}^{N_c} \Pr(C_j) E[(\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)'] \quad (8)$$

여기서,  $x_i^j$ 는 식 (6)에서 구해진 j 번째 클래스에 있는 i 번째 영상의 PCA에 의한 투영 벡터를 의미한다.  $\mu$ 는 PCA에서 구해진 P차원 투영 벡터의 전체 평균 벡터를 나타내고,  $\mu_j$ 는 P차원 투영 벡터의 j 번째 클래스의 평균 벡터를 나타낸다. 결국 식 (9)에서  $J(W)$ 의 값을 최대로 하는 투영 행렬 W를 구해 클래스간 분산은 최대로, 클래스내 분산은 최소로 한다.

$$J(W) = \frac{|W'S_bW|}{|W'S_wW|}^a \quad (9)$$

여기서, 고유값을 구하는 식으로 변환하면 식 (10)을 얻는다.

$$S_b \mu_i = \lambda_i S_w \mu_i \quad (10)$$

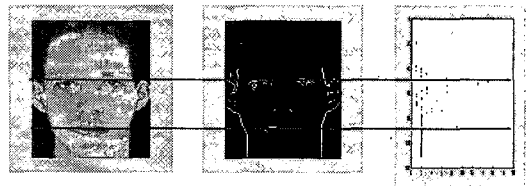
고유값의 크기가 큰 순서부터 정렬했을 때 q개의 고유 벡터로 구성된 행렬을 식 (11)과 같이 구할 수 있다.

$$W_{LDA} = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_q] \quad (11)$$

## III. 기하학적 특징과 PCA/LDA 특징 추출 및 얼굴 인식 적용

### 1. 기하학적 특징 추출

얼굴의 윤곽선은 주변 화소와의 명암차에 의해 뚜렷하게 구분된다. 즉, 얼굴 특징들의 윤곽선은 얼굴 영역 내에 있어서 각기 다른 요소들을 구분하는 부분이 될 수 있다. 얼굴 특징들은 각기 다른 명암값을 가지고 있으며, 이는 각 특징들을 구분 지을 수 있는 윤곽선이 될 수 있다. 또한 사람의 얼굴 내에 존재하는 특징인 눈, 코, 입은 세로 방향으로 밝은 곳에서 어두운 곳으로 이동하는 지점에서 윤곽선을 보여주고 있다. 본 논문에서는 윤곽선 검출기 중에서 가장 간단하고 널리 사용되고 있는 소벨 연산자를 사용하였다.



(a) 입력 영상 (b) 수평/수직 에지 (c) 수평 투영

그림 1. 수평 투영 방법에 의한 눈과 입의 검출

[그림 1]은 눈과 입의 검출을 보여주고 있다. 눈과 입의 거리는 대수적인 방법으로 1차 유사 영상을 취한 후 인식을 개선하기 위한 기하학적 특징 비교의 기준 척도가 된다. 얼굴 영상에 소벨 수평/수직 연산자를 사용한 에지 검출기에 대해 수평 투영을 한 후, 히스토그램 그래프에서 최대가 되는 지점을 표시하면 눈과 입의 정확한 위치가 표시된다.

본 논문에서 사용하는 기하학적 특징은 웨이브릿 대역에서 에너지 성분을 가지고 있는 고주파 대역을 이용한 3개의 에너지 값이다. 에너지는 명암도의 균일한 정도를 측정하는 도구로서 각 대역에서 얼굴의 특징을 표

시할 수 있는 부분의 에너지값을 구하여 이를 얼굴의 특징 벡터로 이용한다.

얼굴 내의 눈, 코, 입의 기하학적인 구조를 살펴보면, 눈은 얼굴의 1/2를 기준으로 하여 상단 부분에 있으며 수평 성분을 많이 포함하고 있는 특징을 가지고 있다. 코는 얼굴의 중앙 지점을 기점으로 하여 상하로 전체 얼굴 높이의 약 1/3의 크기로 영역을 차지하고 있으며 수직 성분이 많이 포함되어 있다. 또한 입은 전체 얼굴에서 하단부 1/3 지점으로부터 최하단까지의 영역 내에 위치하고 있고 턱의 위치는 입이 위치한 영역에 자리잡게 된다. 턱과 입 사이의 안면각은 대각선 방향의 예지 성분을 가지고 있다. [그림 2]는 얼굴 영상을 눈, 코, 입, 턱의 위치에 따라서 구분된 영역을 보여준다.

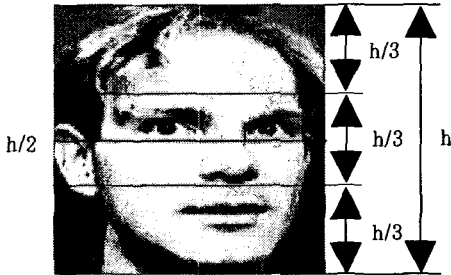


그림 2. 얼굴의 구성 요소의 영역

따라서, 각 영역은 웨이블릿 영역의 대역별 특성으로 판정될 수 있다. 즉, 웨이블릿 영역의 LH 대역은 수평 성분이 많으므로 눈의 특성이 많이 포함되어 있다고 할 수 있고, HL 대역은 수직 성분이 많으므로, 코의 특성이 많이 내포되어 있다. HH 대역은 대각 성분으로서, 턱의 윤곽선 등을 추출할 것으로 기대된다. 따라서, 눈의 성분은 LH 대역의 상위 1/2 영역에 대한 에너지 값을 특징으로 삼는다. 코의 성분은 HL 대역의 중간 1/3 영역에 대한 에너지 값을 특징으로 삼는다. 마지막으로 턱의 성분은 HH 대역의 하단 1/3 영역에 대한 에너지 값을 특징으로 삼는다. 각 대역별 에너지값을 각 계수값의 제곱값으로 구해 주며, 각 특징 영역에 대한 웨이블릿 대역에서의 에너지 값은 식 (12)를 이용하여 구한다.

$$E(B) = \sum_{(i,j) \in B} c^2(i,j) \quad (12)$$

여기에서,  $B \in \{LH_{eye}, HL_{nose}, HH_{chin}\}$  이고  $c^2(i,j)$ 는  $(i,j)$  좌표에서의 화소 값의 제곱이다.  $LH_{eye}$ 는 LH 대역의 상위 1/2 영역에 속하는 화소들의 좌표이고,  $HL_{nose}$ 는 HL 대역의 중앙 1/3 영역에 속하는 화소들의 좌표이다.  $HH_{chin}$ 은 HH 대역의 하위 1/3 영역에 속하는 화소들의 좌표를 나타낸다.

표 1. 얼굴 인식 성능 비교

얼굴 인식 방법(차원)		인식률 (%)
기존방법	PCA(40) 전체 영상	88.5
	PCA+LDA(40/20) 전체 영상	89
	PCA+LDA(40/20) 웨이블릿 적용	90
	PCA+LDA(40/20) + 에너지 특징	89
제안방법	PCA+LDA(40/20) + 기하학적 특징	94

## 2. 기하학적 특징과 대수적인 특징의 혼합 방법

본 논문에서는 얼굴의 기하학적인 특징과 대수적인 특징을 혼합하여 얼굴을 인식하는 방법을 제안하였다. 대수적인 특징은 PCA/LDA 방법을 사용하고, 눈과 입의 거리를 특징으로 하여 훈련 영상과 질의 영상간의 기하학적 특징 적용 유무를 결정하였다. 마지막으로 기하학적 특징으로는 웨이블릿 변환을 적용하여 LH, HL, HH 대역의 얼굴 요소 영역별 에너지값으로 구성된 에너지 벡터를 사용하였다.

[그림 3]은 특징 추출과 인식 과정의 플로우차트를 보여준다. 입력 영상에 대해, PCA/LDA 방법은 9/7탭 웨이블릿 변환[14]을 3 레벨까지 적용된 LL 대역에 대하여 적용하였다. 특징 추출 과정은 먼저, 입력 영상을 2의 멱제곱 형태로 k 레벨까지 웨이블릿 변환을 하기 위해 제로 패딩을 한다. 제로 패딩 기법은 웨이블릿 변환이 2의 멱제곱 형태의 크기로 다운샘플링됨으로써, 이 크기에 맞지 않으면 손실이 발생하게 된다. 따라서 가로 세로의 크기가 2의 멱제곱 형태가 되지 않을 경우 부족한 데이터를 0으로 채워 다운샘플링 하는 기법을 말한다. 제로 패딩된 입력 영상은 k 레벨까지 9/7탭 웨이블릿 변환을 한다. 본 논문에서 사용된 웨이블릿의 변환 레벨은 3-레벨이고, 3-레벨 LL 대역의 제로 패딩된 영

상의 크기는 14×14가 되지만, 실험을 위해 제로 패딩된 부분을 제외시킨다. 따라서 실험 영상으로 사용되는 것은 14×11의 3-레벨 LL 대역의 영상이다.

3-레벨 웨이브릿 변환된 LL 대역의 영상은 PCA를 적용하여 고유 얼굴을 구하여 값이 큰 순으로 40개의 고유 얼굴을 배열한다. 40개의 고유 얼굴에 대해 LDA를 적용하여 피셔얼굴(fisherface)을 구하고 크기 순으로 정렬한다. 그리고 정렬된 피셔얼굴에서 20개를 추출하여 데이터베이스에 저장한다. 또한 LH, HL, HH 대역은 각각 눈, 코, 입의 얼굴 영역별로 에너지 벡터를 구하여 3개의 에너지 벡터 값을 데이터베이스에 저장한다. 이와는 별도로, 입력 영상에 대해 소벨 변환과 수평/수직 투영 기법을 사용하여 눈과 입을 검출한 후, 검출된 눈과 입의 거리를 계산하여 데이터베이스에 저장한다. 따라서 데이터베이스에 저장되는 특징 벡터는 24개로서, 눈과 입의 거리 1개와 얼굴 영역별 에너지 벡터 3개, 그리고 PCA/LDA의 피셔얼굴 20개를 말한다.

### V. 시뮬레이션 결과

본 논문에서는 제안된 특징 추출 방법과 기존의 특징 추출 방법에 의한 얼굴 인식 성능을 비교 평가하기 위해 ORL 얼굴 데이터베이스를 사용하였다. ORL 얼굴 데이터베이스는 112×92 8비트의 크기를 가진 그레이 영상이고 총 400장의 얼굴로 구성되어 있으며, 40명에 대해 10장씩 각각 약간의 포즈 변화, 명암 변화, 표정 변화가 있다. 배경은 없고, 전체 영상이 얼굴 전체 영역을 다 포함하고 있으며, 일부 영상이 선글라스, 콧수염, 안경 등과 같이 얼굴의 구성 요소를 가릴만한 요소도 있다.

또한 훈련 영상과 질의 영상 구분은 Hold and out 방법을 사용하였다. 이 방법은 각 클래스별 동일한 수의 훈련 영상과

질의 영상을 사용한다. 본 논문에서는 한 명당 10장의 얼굴 영상이 있으므로, 5장은 훈련 영상으로 나머지 5장은 질의 영상으로 사용한다. 40명에 대해 모두 적용하여 식 (13)과 같이 평균 인식률을 구해 성능을 평가한다.

$$R = \frac{N_R}{N_Q} \times 100 \tag{13}$$

여기서  $N_R$ 은 인식되는 얼굴 영상 개수,  $N_Q$ 는 전체 질의 영상 개수, 그리고  $R$ 은 인식률을 의미한다. 인식 정도는 질의 영상에 대해 해당 클래스의 얼굴 중 하나를 인식할 경우 인식된 것으로 평가하고, 다른 클래스의 얼굴을 인식하게 될 경우 오인식으로 간주한다. 질의 영상에 대한 훈련 영상의 인식 여부는 가장 일반적으로 사용되고 있는 식 (14)와 같은 유클리디언 거리를 이용하여 특징 벡터들 간의 유사도를 측정하였다.

$$D(Q, T) = \sum_j |V_Q(P) - V_T(P)| \tag{14}$$

여기서  $Q$ 는 질의 영상을 의미하고,  $T$ 는 훈련 영상,  $P$ 는 특징 벡터를 의미한다.

시뮬레이션은 PCA와 LDA 방법을 전체 영상과 웨이브릿을 적용한 3 레벨 LL 대역의 영상에 대해 적용한 경우의 인식 성능과 기하학적 특징을 추가하였을 경우

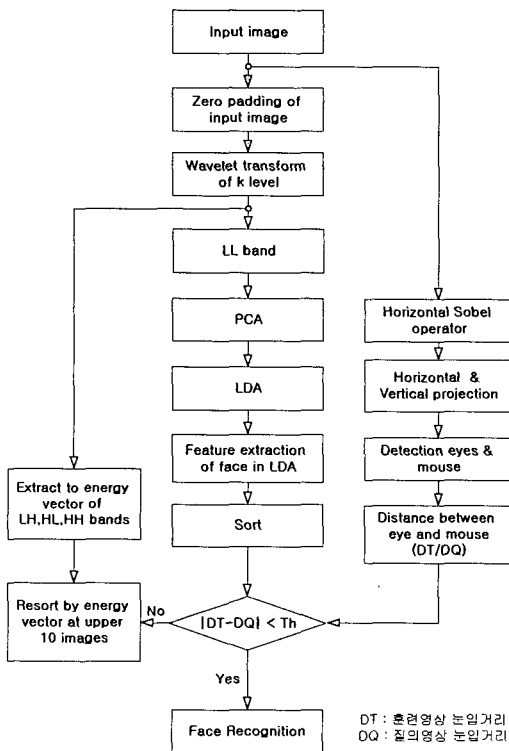
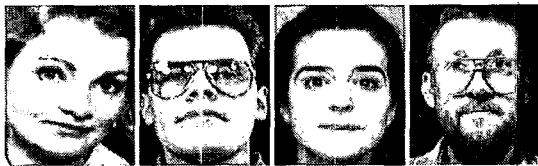


그림 3. 얼굴 특징 추출 및 얼굴 인식 플로우차트

로 나누어 실험하였다. [표 1]에서는 기존의 방법과 제안 방법의 얼굴 인식률을 비교해주고 있다. 얼굴 인식 방법 항목에서 괄호 안에 쓰여진 것은 해당 방법에서 사용되는 특징들의 개수를 의미한다. PCA보다는 PCA/LDA가 좋은 성능을 보였고, PCA/LDA보다는 제안 방법이 약 4%의 성능 개선을 보였다. 즉, 얼굴의 눈, 코, 턱 영역의 특징인 수평, 수직, 대각 에지들의 에너지 값을 특징으로 하여 인식률을 향상시켰다.

[그림 4]는 기하학적인 특징과 PCA/LDA를 혼합한 특징 추출 방법에 의해서도 인식되지 않은 영상을 보여 주고 있다. 이는 비교 대상인 상위 10개의 영상에서 눈, 코, 턱 부분들의 에너지 벡터가 질의 영상과 유사하기 때문이고, 10개 이내에 같은 클래스의 영상이 존재하지 않기 때문이다.



(a) 질의 영상



(b) PCA/LDA에 의한 오인식 영상



(c) 제안 방법에 의한 오인식 영상

그림 4. 질의 영상과 오인식 영상(PCA/LDA vs. 제안방법)

#### IV. 결론

본 논문은 얼굴의 기하학적인 특징과 웨이블릿 변환을 사용한 PCA/LDA 복합 방법을 제안하여 얼굴 인식

시스템의 성능을 향상시켰다. 기존의 PCA/LDA 방법은 형태적인 분산의 정도에 따라 유사도를 측정하였기 때문에 얼굴 윤곽선을 정확하게 반영하지 못하였다. 이 단점을 극복하기 위하여 본 논문에서는 눈과 입사이의 거리를 측정하여 질의영상과 훈련영상에서 큰 차이가 있을 경우에는 얼굴내의 눈, 코, 턱 각각의 영역에 대한 에너지를 특징 벡터로 사용하여 기존의 PCA/LDA로 계산한 유사도를 재산정하였다.

본 논문에서 사용한 인간 얼굴의 기하학적인 특징은 다음과 같다. 사람의 눈은 수평 성분이 많고 얼굴 영역에서 중앙을 중심으로 상위 1/2 영역 안에 있다. 코는 수직 성분이 많고 얼굴 영역에서 중앙 1/3 영역에 위치하며, 턱은 얼굴 영역의 하위 1/3 안에 있다. 이와 같은 사실에서 얼굴의 각 영역에서의 특징 벡터는 얼굴의 상위 1/2 영역에서 웨이블릿 변환의 LL 대역의 에너지 값을 사용하고, 중앙 1/3 영역에서 HL 대역의 에너지 값을 사용하고, 하위 1/3 영역에서 HH 대역의 에너지 값을 사용하였다.

본 논문에서 제안한 방법을 이용해서 ORL 데이터베이스의 400개 얼굴 영상에 대해 모의 실험한 결과 기존의 PCA/LDA 방법보다 약 4%의 인식률 향상이 있었다.

향후 연구과제로는 얼굴 명암의 극심한 변화와 포즈의 많은 변화가 있는 얼굴 데이터베이스에 추가적인 기하학적 특징을 적용하는 방안과 실시간 얼굴 인식 시스템에 제안한 방법을 적용시키는 연구가 있어야겠다.

#### 참고 문헌

- [1] Chellappa, Wilson, and Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces : A Survey," Proceedings of IEEE , Vol. 83, No. 5, pp. 704-740, 1995.
- [2] Robert Frischholz, "BioID," HumanScan Inc., <http://www.humanscan.de/products/bioid/bioid31.php>, 2003.
- [3] Bernard C. Bailey, "FaceExplorer," Viisage Inc., [http://www.viisage.com/ww/en/pub/viisage\\_products/faceexplorer.htm](http://www.viisage.com/ww/en/pub/viisage_products/faceexplorer.htm), 2004.

[4] 김근수, "VisionRicon," 퍼스텍(주), [http://www.firstecom.co.kr/face/fc7\\_index.html](http://www.firstecom.co.kr/face/fc7_index.html), 2002.

[5] 정인수, "FaceSurveillance," (주) 워치비전, <http://www.watchvision.com/WV2003/FaceSurveillance.asp>, 2003.

[6] A. L. Yuille, D. S. Cohen and P. W. Hallinan, "Feature extraction from faces using deformable templates," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.104-109, 1989.

[7] A. M. Martinez and A. C. Kak, "PCA versus LDA," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 29, pp.228-233, 2001.

[8] M. H. Yang, "Kernel Eigenfaces vs. Kernel Fisherfaces : Face recognition Using Kernel Methods," Automatic Face and Gesture Recognition, 2002. Proceedings. Fourth IEEE International Conference on, pp.208-213, 2002.

[9] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, pp.72-86, 1991.

[10] D. L. Swets and J. Weng, "Using Discriminant Eigenfeatures for Image Retrieval," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, pp. 831-836, 1996.

[11] C. Chatterjee and V. P. Roychowdhury, "On self-organizing algorithms and networks for class-separability feature," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 8, No. 3, 1997.

[12] A. Tafas, C. Kotropoulos and I. Pitas, "Using support vector machines to enhance the performance of elastic graph matching for frontal face authentication," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine

Intelligence, Vol. 23, issue 7, pp.735-746, 2001.

[13] Andy Hopper FREng, "The database of Faces," AT&T Lab. Cambridge, <http://www.uk.research.att.com/facedatabase.html>, 2002.

[14] J. D. Villasenor, B. Bellzer, and J. Liao, "Wavelet filter evaluation for image compression," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 4, No. 8, pp.1053-1060, Aug. 1995.

#### 저자 소개

송 영 준(Young-Jun Song)

정회원



- 1996년 : 충북대학교 정보통신공학과(공학석사)
- 1996년~1998년 : LG전자 멀티미디어 사업본부 주임연구원
- 1998년~2000년 : 하이닉스반도체 메모리사업본부 주임연구원

- 2000년~2003년 : 한국전자통신연구원 네트워크연구소 홈네트워크팀 선임연구원

- 2000년~2004년 : 충북대학교 정보통신공학과(공학박사)

- 2003년~현재 : 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 시간강사

<관심분야> : 영상인식, 영상처리, 얼굴 인식

김 영 길(Young-Gil Kim)

정회원



- 2001년 : 충북대학교 정보통신공학과(공학석사)

- 2002년~현재 : 충북대학교 정보통신공학과 박사과정

<관심분야> : 얼굴 인식, 컴퓨터 비전