

논문 2005-42SP-4-9

# 실시간 얼굴인식 시스템을 위한 새로운 LINF 알고리즘의 제안

## (The Suggestion of LINF Algorithm for a Real-time Face Recognition System)

장 혜 경\*, 강 대 성\*

(Hye-Kyoung Jang and Dae-Seong Kang)

## 요 약

본 논문에서는 실시간 얼굴인식 시스템을 위한 새로운 LINF(Linear Independent Non-negative Factorization) 알고리즘을 제안한다. 시스템은 크게 얼굴추출 부분과 얼굴인식 부분으로 구성 되어 있으며, 얼굴추출 부분에는 차영상, 눈과 입의 영역 검출 그리고 정규화 방법을 사용하였고, 얼굴인식 부분에는 추출된 얼굴 후보 영역 영상에 LINF를 적용하였다. 기존의 PCA(Principal Component Analysis)만을 사용한 인식시스템은 낮은 인식률을 보였으며, LDA(Linear Discriminants Analysis)만을 사용한 인식시스템에서는 학습데이터의 수에 비하여 영상의 화소 개수가 많은 경우 LDA를 그대로 적용하기 곤란하였다. 이러한 단점을 극복하기 위하여, 본 논문에서 제안하는 시스템은 기존의 고유얼굴과 달리 비음수 값을 갖는 행렬로 차원을 축소하여, LDA를 적용하였다. 제안한 시스템의 성능을 평가하기 위하여 자체 제작한 DAUFace 데이터베이스와 영국 Cambridge에 있는 AT&T 연구소에서 제공하는 ORL 데이터베이스를 가지고 실험을 하였다. 실험 결과, 제안된 방법이 PCA 방법과 LDA 방법, ICA(Independent Component Analysis) 방법, 그리고 PLMA(PCA-based LDA mixture algorithm)에 비해 인식률이 상당히 우수함을 알 수 있었다.

## Abstract

In this paper, we propose a new LINF(Linear Independent Non-negative Factorization) algorithm for real-time face recognition system. This system greatly consists of the two parts: 1) face extraction part; 2) face recognition part. In the face extraction part we applied subtraction image, the detection of eye and mouth region, and normalization method, and then in the face recognition part we used LINF in extracted face candidate region images. The existing recognition system using only PCA(Principal Component Analysis) showed low recognition rates, and it was hard in the recognition system using only LDA(Linear Discriminants Analysis) to apply LDA directly when the training set is small. To overcome these shortcomings, we reduced dimension as the matrix that had non-negative value to be different from former eigenfaces and then applied LDA to the matrix in the proposed system. We have experimented using self-organized DAUFace database and ORL database offered by AT&T laboratory in Cambridge, U.K. to evaluate the performance of the proposed system. The experimental results showed that the proposed method outperformed PCA, LDA, ICA(Independent Component Analysis) and PLMA(PCA-based LDA mixture algorithm) method within the framework of recognition accuracy.

**Keywords :** Face recognition, PCA(Principal Component Analysis), LDA(Linear Discriminants Analysis), NMF(Non-negative Matrix Factorization), ICA(Independent Component Analysis)

## I. 서 론

본 논문은 대용량의 얼굴 영상을 인식하기 위한 효과적인 얼굴 영역 추출 및 얼굴인식 기법을 제안한다. 현

재 많은 얼굴인식 기법들은 비슷한 크기들의 전면 얼굴을 사용하는 것을 가정한다. 실제로 이러한 가정은 얼굴 외양과 환경조건이 변하기 때문에 쉽게 만족되지 않는다. 실제 사용되는 영상을 살펴보면, 얼굴 영상은 복잡한 배경에서 많은 다른 위치들에서 나타날 수 있다. 이런 영상에서 표준적인 얼굴 영상에 기초하는 시스템들은 배경의 어떤 영역을 얼굴로서 잘못 인식할 수 있다. 이러한 문제를 제거하기 위해서는 배경으로부터 얼

\* 정회원, 동아대학교 전자공학과  
(Dept. of Electronic Eng., Dong-A University)  
※ “이 논문은 2004학년도 동아대학교 학술연구비(공모 과제) 지원에 의하여 연구되었음”  
접수일자: 2004년11월10일, 수정완료일: 2005년6월7일

굴 영역을 국소화하고 추출할 필요가 있다. 이 과정에서 얼굴 영역을 정확히 추출하여야 높은 인식률을 획득할 수 있기 때문에 얼굴 검출 기술은 시스템의 성능을 좌우하는 중요한 부분이라 할 수 있다. 얼굴 검출의 다음 단계로 조명에 대한 보상이나, 각종 변형에 대한 보상이 이루어지며 이러한 정규화 과정을 거친 얼굴 영상이 최종적으로 얼굴인식 알고리즘에 적용된다.

기존의 얼굴인식에는 얼굴의 국부적인 특징을 이용한 방법, 얼굴 형판 정합(template matching)에 기반한 방법, 인공신경망을 이용한 학습형 인식방법 등이 있었으나, 조명의 변화나 얼굴의 가려짐, 그리고 표정 변화를 갖는 얼굴 영상을 인식하기 위해서는 많은 영상을 학습해야만 한다. 따라서 이러한 영상 학습으로 인하여 방대한 메모리양과 계산 시간의 문제가 제기되는 것은 당연하다. 이런 문제점을 해결하기 위한 방법으로는 얼굴 영상 벡터를 하나의 벡터 공간상의 특징 벡터들로 변환하여, 질의 영상의 특징 벡터와 학습 영상의 특징 벡터들을 비교하는 얼굴인식 방법이 활발히 연구되고 있다. 대표적으로 Eigenface 방법<sup>[1]</sup>인 주성분분석법(PCA : Principal Component Analysis)<sup>[2]</sup>, Fisherface 법인 선형판별분석법(LDA : Linear Discriminants Analysis)<sup>[3]</sup> 그리고 독립성분분석법(ICA : Independent Component Analysis)<sup>[4]</sup>이 있다. 이들은 얼굴인식과 검증을 하기 위하여 시스템들에서 공통적으로 많이 사용되는 방법이다. 여기서 학습 집합의 크기가 작을 경우 PCA가 LDA 보다 우수하며<sup>[5]</sup>, 반면에 영상의 조명 변화가 큰 경우 LDA가 PCA 보다 우수함<sup>[6]</sup>이 보고되어 있다. 위와 같이 여러 가지 방법들이 소개되어 있으나, 어떤 한가지만으로는 만족할 만한 인식률을 얻기 힘들다. 따라서 본 논문에서 얼굴검출 부분에는 살색영역추출 및 edge 검출에 의한 얼굴추출방법을 사용하고, 인식부분에는 새로운 LINF (Linear Independent Non-negative Factorization) 알고리즘을 이용하여 시스템을 구축하였다.

## II. 얼굴 후보 영역 검출

본 시스템은 크게 얼굴검출 및 얼굴인식 알고리즘의 구현으로 이루어져 있다. 얼굴 후보 영역 검출 전체 구성도는 그림 1과 같다. 그림 1의 (a)는 배경 영상, (b)는 입력 영상, (c)는 입력 영상과 배경 영상의 차영상, (d)는 차영상으로 추출한 객체 영상, (e)는 컬러 필터링 결과 영상, (f)는 레이블링 결과 영상, (g)는 edge 검출 영

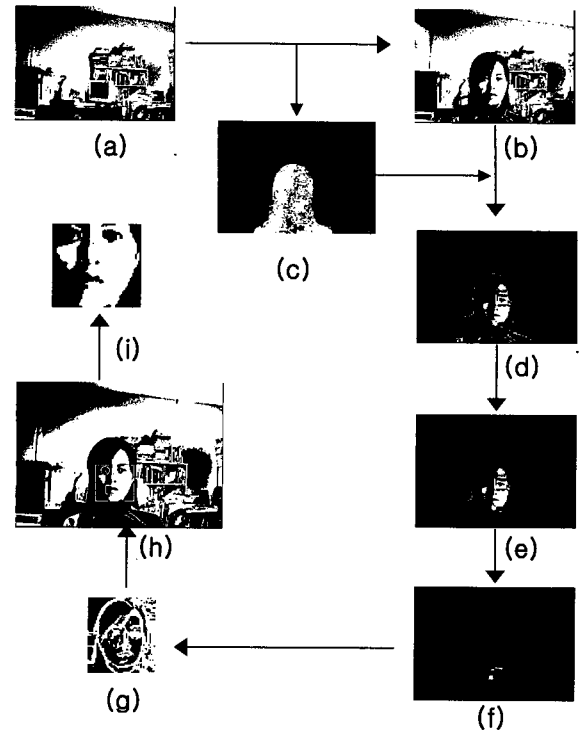


그림 1. 얼굴 후보 영역 검출

Fig. 1. Facial candidate region detection.

상, (h)는 눈과 입 탐색 영상, (i)는 정규화된 영상이다.

본 논문에서는 먼저 배경 영상과 입력 영상과의 차를 이용하여 움직이는 부분에 대해서 얼굴 후보 영역(d)을 결정한 후 RGB 색공간으로부터 YCbCr 색공간으로 변환하여 Cb와 Cr 성분만을 가지고 피부색 분할을 수행한다. Cb와 Cr의 임계치는 제안된 얼굴 영역 검출 알고리즘의 전처리 과정으로 표본 영상들로부터 50명의 얼굴 영역의 피부색 화소들만을 취한 후 피부색 컬러 히스토그램을 계산하여 좀 더 확장하여 설정하였다. 그림 1의 (e)는 얼굴 후보 영상에 대해 임계치를 적용하여 피부색으로 분할된 영상을 보여준다. 또한 잡영상을 제거하기 위해 labeling 기법을 적용하였다. 눈 영역 검출에는 얼굴 요소에 대한 많은 정보를 가지고 있는 edge 정보를 이용한다. 눈의 경우에는 눈동자에 의한 수직 성분의 강한 edge가 검출되고, 입은 수평 성분의 edge가 강하게 검출됨을 이용하여 각 요소별로 분리된 edge 검출로 눈과 입을 추출한다. 추출한 눈과 입의 정보를 이용하여 학습의 입력으로 사용되는 64×64 크기의 그레이 영상으로 정규화시켜 얼굴 후보 영역을 획득한다.

## III. 얼굴인식

입력 얼굴 영상 및 학습을 위한 얼굴 영상은 모두 전

처리 과정을 거친 후 사용된다. 또한 CCD 카메라로부터 입력받는 현재의 영상에서 추출된 각각의 얼굴 영상에 대해 순차적으로 그 결과를 배열에 저장하여 그 시점에 추출된 모든 영상에 대한 처리가 끝나면 한번에 결과를 보여준다. 전처리 이후의 영상은 비교사 학습 과정으로 학습된 베이스를 이용한 얼굴 표현기를 통해 해당 얼굴 코딩으로 선형 변환된다. 입력 얼굴 코딩은 얼굴 분류기의 입력으로 사용되고, 얼굴 분류기는 입력 얼굴 코딩을 학습된 얼굴 코딩들과 비교하여 가장 비슷한 얼굴을 찾아낸다. 본 논문에서는 Euclidean distance를 사용하여 추출된 특징벡터를 비교하게 된다.

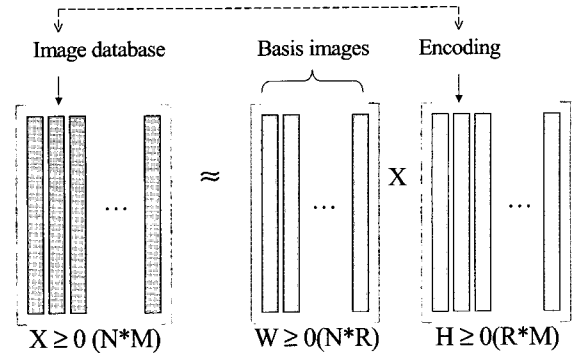


그림 2. NMF의 기본 원리  
Fig. 2. A basic principle of NMF.

### 1. NMF

NMF는 음수가 아닌 변수들로 행렬 형태의 데이터를 분해하고 이를 통해 데이터와 변수들의 관계를 두 개의 행렬로 나타낸다. 이 두 개의 행렬을 통해 데이터와 변수들의 관계를 단순하게 표현하여 새로운 해석을 가능하게 한다<sup>[7]</sup>. 특히 NMF는 PCA와 달리 W, H가 비음수 값만을 가지므로, 베이스 영상간의 공제가 없는 베이스 영상과 각각 대응하는 계수 곱의 선형결합으로 입력 영상을 표현한다. 다시 말하면, 얼굴 영상의 입, 코, 눈 등의 부분 영상의 선형결합으로 전체 얼굴 영상을 만들어내는 것으로서, 얼굴의 부분적인 특징 표현에 더욱 잘 부합한다.

수식으로 살펴보면, NMF는 희소 선형 코딩(sparse linear coding)으로써, 수식 (1)과 같이 입력 영상 행렬 X를 입력 영상 보다 낮은 차원을 가진 두개의 행렬 W, H로 분해하여 차원을 축소한다. 그림 2에서처럼 X가 n×m이면 W, H는 각각 n×r, r×m이 되며, W의 r개의 열은 베이스 영상이고, H의 각 열은 입력 영상 행렬 X에 대응하는 계수 값으로 구성된다.

$$X \approx WH \quad (1)$$

WH가 X에 가장 가까워지도록 W와 H 행렬을 반복적으로 업데이트하며, 업데이트의 방향은 목적함수(objective function) F의 지역 최대값(local maximum)이 되는 방향이다. 이 목적 함수는 최대 우도(maximum likelihood)에 로그를 취한 값이다. 여기서 목적함수는 수식 (2)가 된다.

$$F = \sum_{i,k} [X_{ik} \log (WH)_{ik} - (WH)_{ik}] \quad (2)$$

따라서 수식 (2)의 값이 지역 최대값이 되도록 W, H

각각을 수식 (3), 수식 (4)로 반복 수행한다<sup>[8]</sup>.

$$W_{ij} \leftarrow W_{ij} \frac{\sum_k H_{jk} X_{ik} / (WH)_{ik}}{\sum_v H_{jv}} \quad (3)$$

$$H_{jk} \leftarrow H_{jk} \frac{\sum_i W_{ij} X_{ik} / (WH)_{ik}}{\sum_u W_{uj}} \quad (4)$$

### 2. LDA

LDA<sup>[9][10]</sup>는 PCA와 함께 데이터 분류와 차원 축소를 위하여 널리 알려진 기술 중의 하나이다. LDA 방법은 분산 벡터를 구성하는 과정에서 within-class는 최소화 하고, between-class는 최대화시키는 방향으로 선형 변환을 시킨 후 분산 벡터를 학습하는 것으로 특징 공간에서 특징 벡터들의 사영들 중에서 클래스 분리를 최대화하는 선형 부공간을 찾아내는 방법을 말한다<sup>[11]</sup>. LDA의 목적은 변환 후 서로 다른 클래스에 속하는 영상간의 분산은 최대로 하고 같은 클래스의 영상간의 분산은 최소가 되도록 하는 변환을 구해내는 것이다<sup>[6]</sup>. 따라서 전체 얼굴 영상 벡터의 분산에 대하여 고유값 분석을 행하는 Eigenface 방법보다 인식률이 우수하다.

### 3. LINF를 이용한 얼굴 표현 기법

얼굴 표현 기법으로 PCA<sup>[9][10]</sup>를 적용하면 클래스와의 관계를 고려하지 못하고 전체데이터의 분산을 최대로 하는 방향으로만 선형변환하기 때문에 클래스간의 겹침이 발생할 수 있다는 단점이 있다. 이를 해결할 수 있는 LDA 방법에서는 within-class 분산 벡터와 between-class 분산 벡터를 사용하여, 클래스간의 데이터 분산은 최대가 되고, 각 클래스내의 데이터 분산은 최소가 되는 방향으로 선형 투사함으로써 보다 정확한 분류가 가능하게 된다. 알고리즘을 구현할 때

within-class 분산 벡터의 역행렬 계산이 필요하게 되는데, 학습데이터의 수에 비하여 영상의 화소 개수가 많은 경우 LDA를 그대로 적용하기는 곤란하다. 본 연구에서는 전체영상의 차원을 줄이기 위해서 NMF를 먼저 적용하고 차원이 줄여진 데이터의 분류를 위하여 LDA를 사용한다.

먼저 본 논문에서 소개한 NMF 기법을 이용하여 비음수 값을 갖는 고유 벡터 행렬을 구한다. 여기서 R의 차원은  $(N+MDR) < NM$ 의 범위 안에서  $N=64 \times 64$ ,  $M=400$ 인 경우  $R=360$ 로 정했다. LDA는 NMF의 고유 벡터 행렬을 사용하여 기저벡터를 구한 뒤 최종적으로 그것에 대한 고유 벡터 행렬을 구한다. LDA 고유 벡터의 전치행렬과 NMF 고유 벡터 전치행렬 그리고 입력 영상 행렬을 곱하면 실제 영상에 대한 가중치 벡터 값을 가지게 된다. 여기서 가중치 벡터 값이 입력 영상에 대한 고유값이 된다.

C개의 클래스를  $w_1, w_2, \dots, w_c$ , i번째 클래스에 속한 얼굴 영상의 개수를  $n_i$ , NMF를 적용하기 전과 후의 i번째 클래스 평균을 각각  $\mu_i$ 와  $\tilde{\mu}_i$ 라고 하면,  $Y_{ij} =$

$$W_{NMF}^T X_{ij} \text{이고, } \mu_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} X_{ij} \text{이므로 } \tilde{\mu}_i = \frac{1}{n_i}$$

$$\sum_{j=1}^{n_i} Y_{ij} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} W_{NMF}^T X_{ij} = W_{NMF}^T \mu_i \text{가 된다. 따라서}$$

$Y_{ij}$ 의 within-class 분산 행렬  $S'_W$ 와 between-class 분산 행렬  $S'_B$ 는 수식 (5)와 같다. 여기서  $X_{ij}$ 와  $Y_{ij}$ 는  $W_{NMF}$ 에 의한 선형 변환 이전 및 이후의 i번째 클래스에 속한 j번째 얼굴 벡터를 나타낸다.

$$\begin{aligned} S'_W &= W_{NMF}^T S_W W_{NMF}, \\ S'_B &= W_{NMF}^T S_B W_{NMF} \end{aligned} \quad (5)$$

수식 (6)을 적용하여 선형 변환 행렬  $W_{LDA}$ 를 계산하게 된다. 여기서  $W_{LDA}$ 의 각 열은  $(S'_W)^{-1} S'_B$ 의 가장 큰  $(C-1)$ 개의 고유치에 해당하는 고유벡터로 구한다.

$$W_{LDA} = \underset{W}{\operatorname{argmax}} \left( \frac{W^T S'_B W}{W^T S'_W W} \right) \quad (6)$$

결과적으로 얼굴영상벡터  $X_{ij}$ 를  $Z_{ij} = W_{LDA}^T W_{NMF}^T X_{ij}$ 에 의해 선형 변환된  $Z_{ij}$ 로 표현되어 미리 구하여진

벡터들과의 비교에 의하여 얼굴 영상을 인식하게 된다.

#### 4. 얼굴 분류기

얼굴 분류기에서는 입력 얼굴 코딩을 학습된 얼굴 코딩과 비교하여 가장 비슷한 얼굴을 찾아낸다. 얼굴 표현이 잘 이루어지게 되면 가장 단순한 비교인 Euclidean distance를 이용한 Nearest Neighbor 기법으로 분류하게 된다. 입력 얼굴 코드는  $R=(r_1, \dots, r_m)$ 이고, 임의의 학습 얼굴의 코드  $T=(t_1, \dots, t_m)$ 이라고 할 때, Euclidean distance D는 수식 (7)과 같다.

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^m (r_i - t_i)^2} \quad (7)$$

모든 학습 얼굴에 대하여 Euclidean distance를 구하여 가장 작은 값 D를 갖는 것을 출력으로 내는 방법이 Nearest Neighbor 기법이다.

### IV. 실험 결과

#### 1. 실험 자료

##### (1) DAUFace 데이터베이스

제안한 시스템의 인식 성능 비교를 위해 자체 제작한 DAUFace 데이터베이스는 그림 3과 같이 화상 통신용 저가의 CCD 카메라를 가지고 일정한 환경에서 다양한 포즈와 표정 변화로 검출된 얼굴 영상이다. 이 영상은 8-bit grey level의  $64 \times 64$  크기로 되어있으며, 총 400개 (20명  $\times$  20개)로 구성되어 있다. 대부분의 영상에서 얼굴이 중앙에 위치하고 있으며, 전체의 90% 이상 얼굴이 포함되어 있다.



그림 3. DAUFace 데이터베이스의 예  
Fig. 3. Some examples of DAUFace database



그림 4. ORL 데이터베이스의 예  
Fig. 4. Some examples of ORL database.

(2) ORL 데이터베이스

ORL 데이터베이스<sup>[12]</sup>는 Cambridge의 Olivetti Research Laboratory에서 1992년 4월부터 1994년 4월 까지 획득한 얼굴 영상들로서(그림 4 참조), 40명에 대하여 일정한 어두운 배경에서 얼굴 표정과 안경 착용 유무에 따라 각 10장씩 구성되어 있다. 각 영상은 8-bit grey level이며 영상의 크기는 92×112이다. 특히 ORL 데이터베이스는 안경·수염 등이 있는 얼굴들이 많이 분포 되어 있고 좌우 회전을 통해 변형된 얼굴 영상도 다소 존재하기 때문에 난이도가 있는 얼굴 데이터베이스라고 할 수 있다. 본 논문에서는 ORL 데이터베이스의 영상을 64×64로 크기를 줄여서 실험을 하였다.

2. 실험 방법

본 논문에서 제안한 LINF 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 DAUFace 데이터베이스와 ORL 데이터베이스를 사용하였다. 먼저 그림 5의 검증 결과는 DAUFace 데이터베이스를 학습하여 구한 특징값들의 평균값에서 입력 영상과의 거리를 구한 결과이다. 결과 값들을 보면 얼굴과 버얼굴 간의 값의 차이가 크다는 것을 알 수 있다. 계산된 값으로 얼굴과 얼굴이 아닌 임계값을 실험을 통해서 구하고, 학습 영상의 얼굴과 가까운 얼굴 영상이 입력 될 경우 누구인지 판단할 수 있다.

그림 5의 결과처럼 카메라에 출현한 사람에 해당하는 DB 영상들에 대한 D 값은 0 ~ 0.9881×107로 분포하고 다른 사람에 대한 영상의 D 값은 1.4977×107 이상을 가지는 것을 미루어보아 본 시스템에서는 D 값이 최대 1.0×107의 값을 가질 경우들에만 얼굴인식 결과를 도출하며, 그 이상의 값을 가질 경우는 reject 하도록 하였다.

다음으로 실시간 얼굴인식 시스템의 성능을 평가하



(a) 0.1216 (b) 2.9349 (c) 2.8668 (d) 3.1672 (e) 1.7544

그림 5. 검증 결과(단위=1.0×107)  
Fig. 5. The verification results(a unit=1.0×107).



그림 6. 모니터에 출력된 인식 결과  
Fig. 6. The recognition results displayed in the monitor.

기 위하여, DAUFace 데이터베이스 전체를 학습한 다음 1달 후 DAUFace 데이터베이스에 속한 20명의 사람을 대상으로 실험을 하였다.

그림 6은 DAUFace 데이터베이스의 영상들과 비교한 인식 결과를 실시간으로 출력하는 모습을 캡춰한 그림으로서 CCD 카메라 앞에서 특정 사람의 움직일 때 마다 그에 따라 실시간으로 얼굴을 추적하며, 움직이는 각각의 사람에 대응하는 인식 결과를 실시간으로 디스플레이한다. 현재의 카메라를 통해 입력된 영상이 보여지고 그 영상 위에 노란색 직사각형으로 얼굴 부분이 객체의 움직임에 따라 실시간으로 표시된다. 각각의 직사각형 아래에 인식된 영상의 결과가 이름과 숫자로 나타난다.

그림 6의 결과에서 왼쪽 아래 영상은 정규화 과정을 거친 실시간으로 추출된 얼굴 영상이고, 오른쪽 상단의 영상은 각각의 추출된 영상에 해당하는 DAUFace 데이터베이스 영상이며, 데이터베이스에 저장된 영상 파일 K001.bmp~K400.bmp 중 해당하는 파일 이름의 숫자를 노란색 직사각형 아래에 숫자로 나타내었다.

본 논문에서 제안된 실시간 인식 시스템의 성능을 알아보기 위하여 먼저 DAUFace 데이터베이스를 구성하고 있는 20명을 CCD 카메라에 각각 2분간 출현시킨 후 인식결과를 백분율로 나타내었다. 입력영상의 시간 간격은 표 1에서 보는바와 같이 얼굴 후보 영역이 10개인 경우 각 영상이 400개의 DB와 비교하는데 소요되는 시간(0.082초)과 한프레임의 영상을 전처리하는데 소요되

표 1. 얼굴 영상의 개수와 DB개수에 따른 처리시간 비교

Table 1. Comparisons of process time with the number of facial images and database.

DB개수 후보얼굴개수	처리 시간(단위=초)			
	100개	200개	300개	400개
1개	0.002	0.004	0.006	0.008
4개	0.008	0.016	0.024	0.032
6개	0.012	0.024	0.036	0.048
8개	0.016	0.032	0.048	0.064
10개	0.021	0.041	0.065	0.082

표 2. DAUFace 데이터베이스의 실시간 인식 성능 (%)

Table 2. The real-time recognition performance of DAUFace database(%).

	표정변화	안경착용	Total
right	93.60	92.00	93.00
false	0.12	0.07	0.11
reject	6.28	7.93	6.89

는 시간(0.012초)을 더하면 0.094초가 되기 때문에 0.1초로 정하여 실험하였다. 1초에 10프레임을 처리함에 있어서 각 프레임은 그레이 변환, edge 검출 등과 같은 전처리 과정이 모두 동일한 처리 시간으로 소요되나, 최대 얼굴 후보영역 10개를 DB의 특징벡터들과 일일이 비교하는 시간이 전체 처리 속도에 큰 비중을 차지하기 때문에 DB의 개수에 따라 시간간격을 조정해야한다.

실시간으로 추출된 얼굴 영상들이 폴더에 저장되며, 각 영상의 파일 이름은 추출된 시간과 인식결과(DAUFace 데이터베이스의 파일번호)로 구성하였다. 표 2는 DAUFace 데이터베이스의 실시간 인식 성능을 나타낸다.

LINF 알고리즘의 인식률 비교를 위하여, leaving one out 방법<sup>[13]</sup>을 사용하였는데, leaving one out는 n개의 표본이 있을 때, (n-1)개의 표본으로 학습 하고 나머지 하나를 테스트하는 절차를 n번 반복하는 것으로써, 표본 내의 모든 케이스가 테스트에 사용되어 신뢰성 있는 결과를 획득할 수 있으나 연산 비용이 비싸다는 단점이 있다.

먼저 데이터베이스의 전체 영상 중에 인식하고자 하는 얼굴 영상을 제외한 나머지 영상을 훈련 영상으로 정하여 제안된 LINF 방법을 통한 전체 선형 변환 행렬

표 3. 기존 방법들과 LINF 방법과의 인식률 비교

Table 3. Comparisons of recognition rates with existing methods and LINF method.

Method	표정변화(%)		안경착용(%)		Total(%)	
	DAU Face	ORL	DAU Face	ORL	DAU Face	ORL
PCA	68.3	60.4	65	61	65	59
LDA	82.3	81	80	78	82	80
ICA	80.5	79.7	75	73.2	78	75
PLMA	91.4	91	91	91.6	91.2	91
LINF	93.5	92	91.5	91.7	92.4	92

표 4. 학습 알고리즘과 인식률 비교(%)

Table 4. Comparisons of recognition rates with learning algorithms(%).

특징 계산방법	Nearest Neighbor		BP		SVM		HMM	
	DAU Face	ORL	DAU Face	ORL	DAU Face	ORL	DAU Face	ORL
PCA	65	59	80.3	72.4	81.5	71.1	81.0	75.0
LDA	82	80	85.3	85.6	85.1	86.5	86.8	86.9
ICA	78	75	85.5	84.7	84.4	85.8	86.3	86.4
PLMA	91.2	91	92.4	92.1	92.5	93.2	93.4	92.9
LINF	92.4	92	93.8	92.2	94.3	94.4	94.1	94.1

을 구하게 된다. 전체 선형 변환 행렬의 열벡터들이 데이터베이스에 대한 베이스 영상이 되며, 이 행렬을 이용하여 훈련 영상을 작은 차원의 벡터들로 선형 변환한다. 그리고 질의 영상도 LINF 방법을 적용하여 구해진 벡터를 가지고 훈련 영상에서 미리 구해진 벡터들과의 최소 Euclidean distance를 구하는 nearest neighbor 분류법을 적용하여 얼굴을 인식하게 된다. 표 3은 제안된 LINF 방법에 대하여 DAUFace 데이터베이스와 ORL 데이터베이스를 이용하여 leaving one out 방법과 nearest neighbor 분류법을 적용하여 얻은 결과를 제안 알고리즘의 성능을 위해 동일한 환경에서 구현한 기존의 방법들의 인식률과 비교 평가하였다. 표 3의 PLMA 기법이란 PCA 기반 LDA 기법으로서, PCA로 차원을 줄인 후 LDA로 특징을 추출하는 방법이다<sup>[14]</sup>.

표 3과 같이 제안된 방법은 92% 정도의 인식률을 보여, 표정변화가 있는 영상뿐만 아니라 안경착용 영상에도 기존의 PCA 방법과 LDA 방법에 비해 인식률이 상당히 우수함을 알 수 있다.

표 5. LINF 방법의 클래스 분리도 측정  
Table 5. The class separability measurement of LINF method.

Database	LDA	PLMA	LINF
DAUFace database	$4.37 \times 10^{17}$	$8.85 \times 10^{18}$	$1.16 \times 10^{19}$
ORL database	$5.73 \times 10^{17}$	$9.24 \times 10^{18}$	$1.27 \times 10^{19}$

표 4에서와 같이 Nearest Neighbor 방법으로 비교하는 것 보다는 학습 알고리즘을 이용하는 것이 인식률이 좀 더 좋아지는 것을 보면, LINF로 계산한 특징 벡터는 각종 학습 알고리즘의 좋은 학습 패턴으로 이용되어 질 수 있다는 것을 알 수 있다.

위와 같이 새로운 LINF 방법은 NMF와 LDA를 혼합한 것으로써, 제안한 방법으로 생성된 새로운 특징 벡터 공간이 LDA를 적용하여 구한 특징 벡터 공간들보다 클래스의 분류 목적에 더욱 적합함을 확인할 수 있었다. 뿐만 아니라 PCA와 ICA보다 인식률 면에서 많이 향상됨을 알 수 있다.

이렇게 LINF 알고리즘을 이용하여 향상된 클래스 분리도를 정량적으로 측정하기 위하여 LDA와 PLMA 그

리고 제안한 LINF 방법 각각에 대하여  $\frac{W^T S_B W}{W^T S_W W}$  값을 구하였다. DAUFace 데이터베이스와 ORL 데이터베이스에 대한 클래스 분리도 값을 표 5에 나타내었다.

표 5의 값이 클수록 클래스 내의 분산 값은 작고, 다른 클래스 간의 분산 값이 크기 때문에 각각의 얼굴 영상 클래스를 보다 잘 분리할 수 있다. 표 5를 살펴보면, 제안한 LINF 알고리즘의 값이 LDA와 PLMA보다 높음에 따라 변별력이 증가하였음을 알 수 있다. 이처럼 LINF는 NMF 알고리즘을 이용하여 차원을 효과적으로 축소하고, 이러한 축소 특징 벡터 공간에 LDA를 적용함으로써 클래스 분리도가 상당히 향상되어, 인식률 크게 향상시킬 수 있었다.

## V. 결 론

본 논문에서는 LINF를 이용한 실시간 얼굴인식 시스템을 구현하였다. 제안된 시스템은 전처리 과정을 통하여 얼굴 후보 영역을 정확히 추출한 후, NMF 이용하여 고유 얼굴들을 구하고, 획득한 고유 얼굴에 LDA를 적용하여 구한 특징 벡터로 인식률을 크게 향상시킬 수

있었다.

본 논문에서 강조하고 싶은 내용은 얼굴 영상의 인식을 위한 특별한 시스템에 관한 설계방향이다. 기존의 시스템의 경우 조명의 변화나 얼굴의 가려짐, 그리고 표정 변화를 갖는 얼굴 영상을 인식하기 위해서 PCA, ICA, LDA등을 개별적으로 적용하였기 때문에 우수한 인식률을 기대하기 어려웠다. 본 논문에서는 정규화된 영상에 NMF를 적용하여 차원을 축소한 후 LDA를 사용하여 실시간 인식을 가능하게 하였으며, 인식률 또한 향상시킬 수 있었다. 또한 제안 시스템의 인식 성능을 비교하기 위하여 자체 제작한 DAUFace 데이터베이스와 얼굴인식과 검증에 보편적으로 사용되는 ORL 데이터베이스를 이용하여 실험하였다.

앞으로의 계획은 제안한 시스템을 보완하여 자세에서의 변화들과 함께 시간에 따른 얼굴에서의 변화들(피부결러, 상처들, 안면 털, 안경, 화장, 주름살들)을 고려하여 강인한 얼굴인식 시스템을 개발하는 것이라 하겠다. 제안한 알고리즘의 성능을 좀 더 개선한다면 현재 상용되는 인식 시스템에 유용하게 적용되리라 기대된다.

## 참 고 문 헌

- [1] M.Turk and A.Pentland: "Eigenfaces for face recognition", *J. Cognitive Neuroscience*, vol.3, no.1, pp.71-86, 1991.
- [2] Hancock, P.J.B., Burton, A.M., and Bruce, V. "Face Processing: human perception and principal component analysis." *Memory and Cognition*, Vol.24, No.1, 1996, p26-40
- [3] Juwei Lu, K.N. Plataniotis, and A.N. Venetsanopoulos, "Face recognition using LDA based algorithms", *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol.14, no.1, pp.195-200, January 2003.
- [4] Te-won Lee, "Independent Component Analysis Theory and Application", *Kluwer Academic Publishers*, 1998.
- [5] A.Martinez and A.Kak: "PCA versus LDA", *IEEE Trans. On PAMI*, 23(2):228-233, 2001.
- [6] P.N.Belhumeur, J.P.Hespanha, D.K.Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection", *IEEE Trans. On PAMI*, 19(7):711-720, 1997.
- [7] D. D. Lee and H. S. Seung, "Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization", *Nature*, vol.401, pp.788-791, 1999.

- [8] Daniel D. Lee, H. Sebastian Seung, "Algorithms for Non-negative Matrix Factorization ", NIPS, 2001.
- [9] R.Duda, P.Hart, D.Stork: "Pattern Classification - Second Edition", John Wiley&Sons, 2001.
- [10] A.Jain, R.Bolle, S.Pankanti Eds.: "Biometrics - Personal Identification in Networked Society", Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [11] K. Etemad and R. Chellappa, "Discriminant Analysis For Recognition of Human Face Images" *Jl Optical Society of America* Vol.14 aug. 1997. p1724-1733
- [12] Home page of The AT&T Laboratories at Cambridge  
http://www.uk.research.att.com/facedatabase.html
- [13] K. Fukunaga. Introduction to Statistical Pattern Recognition. Academic Press, second edition, 1991.
- [14] 오선문, 장혜경, 권병수, 강대성, "PLMA를 이용한 실시간 얼굴인식 시스템 구현", 대한전자공학회 하계종합학술대회 논문집, 제 13권 제 1호, pp. 75-79, (2004)

---

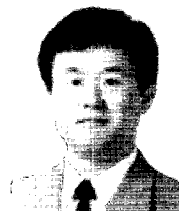
 저 자 소 개
 

---



장 혜 경(정회원)  
2003년 동아대학교 전자공학과  
학사 졸업.  
2005년 동아대학교 전자공학과  
석사 졸업.  
2005년 현재 동명정보대학교 강의  
전담 교수

<주관심분야 : 얼굴 인식, 영상 검색, 신호처리>



강 대 성(정회원)  
1984년 경북대학교 전자공학과  
학사 졸업.  
1991년 Texas A&M 대학교  
전자공학과 석사 졸업.  
1994년 Texas A&M 대학교  
전자공학과 박사 졸업.

현재 동아대학교 전기전자컴퓨터공학부 부교수.  
<주관심분야 : 영상처리, 비디오 색인 및 검색, 영  
상 압축>