

論文2003-40SP-6-17

# 밝기, 명암도, 크기, 회전, 위치 변화에 강인한 얼굴 인식 (Face Recognition Robust to Brightness, Contrast, Scale, Rotation and Translation)

李 炯 枝 \* , 鄭 在 皓 \*

(Hyung-Ji Lee and Jae-Ho Chung)

## 요 약

본 논문에서는 변형 Otsu 이진화 방법, Hu 모멘트 및 선형 판별 분석(linear discriminant analysis, LDA)를 기반으로 밝기, 명암도, 크기, 회전, 위치 변화에 강인한 얼굴 인식 방법을 제안하고자 한다. 제안한 변형 Otsu 이진화를 사용하여 밝기 및 명암도에 불변한 이진 영상들을 만든다. 그런 후 생성된 얼굴 영상의 경계 영상 및 다단계 이진 영상으로부터 총 17개의 Hu 모멘트를 계산한 다음 LDA 방법을 적용하여 최종 특징 벡터를 추출한다. 특히 제안하는 얼굴 인식 방법은 Hu 모멘트를 이용함으로써 크기, 회전 및 위치 변화에도 강인한 특성을 갖고 있다. Olivetti research laboratory (ORL) 데이터베이스와 AR 데이터베이스의 총 100명의 얼굴 영상에 대해 기존의 주요 성분 분석(Principal component analysis, PCA) 방법 및 PCA와 LDA를 결합한 얼굴 인식 방법과 비교 실험한 결과, 제안한 얼굴 인식 방법은 대체적으로 기존 방법보다 뛰어난 인식 성능을 보였다.

## Abstract

This paper proposes a face recognition method based on modified Otsu binarization, Hu moment and linear discriminant analysis (LDA). Proposed method is robust to brightness, contrast, scale, rotation, and translation changes. Modified Otsu binarization can make binary images that have the invariant characteristic in brightness and contrast changes. From edge and multi-level binary images obtained by the threshold method, we compute the 17 dimensional Hu moment and then extract feature vector using LDA algorithm. Especially, our face recognition system is robust to scale, rotation, and translation changes because of using Hu moment. Experimental results showed that our method had almost a superior performance compared with the conventional well-known principal component analysis (PCA) and the method combined PCA and LDA in the perspective of brightness, contrast, scale, rotation, and translation changes with Olivetti Research Laboratory (ORL) database and the AR database.

**Keyword** : 얼굴 인식, Hu 모멘트, 변형 Otsu 이진화, LDA, PCA

## I. 서 론

최근 생체 측정학 분야의 연구가 활발하게 진행되고

있어서, 지문 및 홍채 시스템 같은 경우 현재 공항 및 건물에 대한 접근 제한, 정보 보안 분야 등과 같은 실제적인 여러 응용 분야에 사용되고 있다. 이러한 가운데, 거부감을 주지 말아야 하는 장소와 사용자의 협조적인 자세가 불가능한 환경에서는 여러 생체 측정학 분야 중 얼굴 인식이 사람의 신원을 확인, 인증할 수

\* 正會員, 仁荷大學校 電子工學科  
(Dept. of Electronic Engineering, Inha University)  
接受日字:2003年8月14日, 수정완료일:2003年11月5日

있는 방법으로써 적합하다<sup>[1, 2]</sup>. 하지만, 지문이나 홍채와 달리 얼굴 인식의 경우 표정, 나이, 보는 각도, 조명 상태, 잡음 등과 같은 다양한 환경에도 강인한 방법을 제안하는 것은 쉽지 않은 과제이다.

1990년대 초반 주요 성분 분석(principal component analysis, PCA) 방법이 등장한 이후, 1990년대 중반부터 이를 응용한 Fisherface 방법, 비선형 PCA 및 kernel PCA 등이 발표되었으며<sup>[3-6]</sup>, 가버(Gabor) 필터 응답을 이용한 동적 그래프 매칭(elastic graph matching, EGM)과 동적 번치 그래프 매칭(elastic bunch graph matching, EBGM) 방법도 있다<sup>[7-9]</sup>. 물론 인공 신경망 기반의 얼굴 인식 방법과 경계 영상 기반 또는 기하학적인 특징 매칭 방법과 같은 연구도 있으며, 경계 영상 기반의 얼굴 인식은 기본적으로 밝기 및 명암도에 강인한 특징을 가지고 있는 것으로 알려져 있다<sup>[1, 10-11]</sup>. 또한 PCA 방법에 대해 푸리에 변환을 전 단계로 추가하여 얼굴 영상의 위치 변화에 대해 급격히 감소하는 인식률을 개선한 연구도 있다<sup>[12-13]</sup>.

본 논문에서는 실제로 일반 사람들이 캐리커처(caricature)와 같이 사람의 인상적인 특징이 표현된 단순한 그림만을 가지고도 사람을 구별할 수 있다는 사실에 착안하여, 얼굴 영상의 특징을 나타내는 경계 영상과 다단계 이진 영상을 사용하여 얼굴을 인식하고자 한다. 특히 기존의 방법들이 한꺼번에 다루지 못한 5가지의 영상 변화 요인인 밝기, 명암도, 크기, 회전 및 위치 변화에도 강인한 얼굴 인식 방법을 제안한다. 본문에서는 변형 Otsu 이진화 방법, Hu 모멘트의 정의와 특성 및 선형 판별 분석 방법, 그리고 이를 이용한 얼굴 인식 과정과 기능에 대해 알아보고, 실험 및 결과에서는 Olivetti Research Laboratory (ORL) 데이터베이스와 AR 데이터베이스<sup>[14]</sup>의 총 100명의 얼굴 영상을 가지고 앞서 말한 5가지의 다양한 환경 변화에 대한 얼굴 인식 방법의 성능을 비교 분석하였다.

## II. 얼굴 인식을 위한 특징 추출

### 1. 변형 Otsu 이진화

이진 영상을 만들기 위하여 계조도의 히스토그램을 가지고 문턱치를 계산하는 방법에는 여러 가지가 있다. 이러한 방법 중에서 Otsu 이진화 방법은 최적의 문턱치를 얻어내기 위해서 차별 분석(discriminant analysis)

에서 쓰이는 측정치를 사용한다<sup>[15-17]</sup>. Otsu 이진화 방법은 밝기나 명암도 변화가 있다 할지라도 항상 일정한 이진영상을 생성할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 하지만, 기존의 Otsu 이진화에서 계산된 문턱치를 그대로 사용할 경우, 얼굴 인식에 적절한 캐리커처 이진 영상을 만들기 어렵다. 그렇기 때문에 본 논문에서는 기존의 Otsu 이진화에서 구해진 문턱치에 특정한 상수를 곱해 줌으로써 얼굴 영상으로부터 변별력 있는 특징 벡터를 추출할 수 있는 이진 영상을 만들고자 한다. 다음과 같은 수식 (1)을 이용하여 2개 이상의 문턱치 값을 계산하면 얼굴 형태를 나타내는 다단계의 이진 영상을 얻을 수 있다<sup>[18]</sup>.

$$\text{Modified Otsu's } T = 1\text{st Otsu's } T - (1\text{st Otsu's } T - 2\text{nd } p\text{-tile's } T) \times m \quad (1)$$

여기에서 1st Otsu's T과 2nd p-tile's T은 Otsu 방법과 p-tile 방법으로로부터 구해진 문턱치를 나타낸다. p-tile 방법은  $p = 50\%$ , 즉 계조도 값 0부터 첫 번째

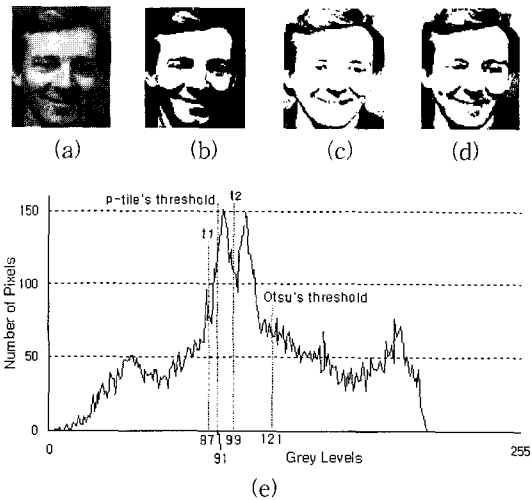


그림 1. 변형된 Otsu 이진화 방법 (a) 원 영상 (b) Otsu 문턱치 121로부터 구해진 이진 영상, (c) 변형 Otsu 문턱치 87로부터 구해진 이진 영상 ( $m = 1.13$ ), (d) 변형 Otsu 문턱치 99로부터 구해진 이진 영상 ( $m = 0.73$ ), (e) 그림 (a)의 히스토그램

Fig. 1. Modified Otsu's thresholding. (a) Original image, (b) thresholded image with Otsu's threshold value of 121, (c) thresholded image with  $t_1 = 87$  ( $m = 1.13$ ), (d) thresholded image with  $t_2 = 99$  ( $m = 0.73$ ), and (e) histogram of (a).

문턱치까지의 모든 최소 개수의 50%가 넘는 곳을 선택하여 문턱치를 계산한다. 그리고  $m$ 은 상수를 나타내는데 이 상수 값에 따라서 다양한 이진 영상들을 생성할 수 있다. 어떤 계조도 영상에 대하여 그 영상의 히스토그램은 밝기 및 명암도가 변한다 할지라도 그 모양을 유지하기 때문에 Otsu 및 p-tiles의 문턱치로부터 생성된 이진 영상은 항상 일정하다. 따라서 수식 (1)로부터 계산된 다단계 문턱치를 이용하면 밝기 및 명암도 변화에 대해서 변함없는 이진 영상을 만들 수 있다<sup>[18, 19]</sup>. <그림 1>에서 볼 수 있듯이, 단지 <그림 1>의 (b) 이진 영상을 사용하는 것보다 <그림 1(c)>와 <그림 1(d)>, 두 개의 이진 영상을 사용하여 특징 벡터를 추출한다면 좀 더 높은 차원의 특징을 얻을 수 있다.

### 2. Hu 모멘트

제안하는 얼굴 인식 방법은 특징 벡터로서 Hu 모멘트를 사용한다.  $f(i, j)$ 가 디지털 이진 영상이라 하면 모멘트 및 중심 모멘트는 수식 (2), 식 (3)과 같다<sup>[20, 21]</sup>.

$$m_{pq} = \sum_i \sum_j i^p j^q \quad (2)$$

$$\mu_{pq} = \sum_i \sum_j (i - \bar{x})^p (j - \bar{y})^q \quad (3)$$

여기서 인덱스  $i, j$ 는 각각 수평  $x$ 축, 수직  $y$ 축의 위치를 나타낸다. 모멘트  $m_{00}$ 는 이진 객체 영역을 나타내는데 3차 모멘트까지의 중심 모멘트는 수식 (4)와 같은 관계를 갖는다.

$$\begin{aligned} \mu_{00} &= m_{00} = \mu \\ \mu_{10} &= \mu_{01} = 0 \\ \mu_{20} &= m_{20} - \mu \bar{x}^2 \\ \mu_{11} &= m_{11} - \mu \bar{x} \bar{y} \\ \mu_{02} &= m_{02} - \mu \bar{y}^2 \\ \mu_{30} &= m_{30} - 3m_{20} \bar{x} + 2\mu \bar{x}^3 \\ \mu_{21} &= m_{21} - m_{20} \bar{y} - 2m_{11} \bar{x} + 2\mu \bar{x}^2 \bar{y} \\ \mu_{12} &= m_{12} - m_{02} \bar{x} - 2m_{11} \bar{y} + 2\mu \bar{x} \bar{y}^2 \\ \mu_{03} &= m_{03} - 3m_{02} \bar{y} + 2\mu \bar{y}^3 \end{aligned} \quad (4)$$

또한 정규화된 중심 모멘트는 수식 (5), 식 (6)과 같

이 정의된다.

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^2 \quad (5)$$

$$\gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (6)$$

위의 수식은 Hu 모멘트를 추출하기 위해 사용되는데, 7개의 Hu 모멘트  $\phi_1, \dots, \phi_7$ 은 수식 (7)에서와 같이 2차와 3차 중심 모멘트들로써 구성된다.

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \phi_2 &= (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &+ (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &+ 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &- 3\eta_{12}(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (7)$$

수식 (7)에서 볼 수 있는 7가지의 Hu 모멘트  $\phi_1, \dots, \phi_7$ 은 크기, 회전, 위치에 대하여 불변인 특징을 가지고 있다<sup>[20, 21]</sup>.

### 3. 선형 판별 분석

선형 판별 분석(Linear discriminant analysis, LDA) 알고리즘은 PCA와 마찬가지로 영상 데이터의 차원을 감소하고 특징 벡터를 추출하는데 사용된다<sup>[4, 22-23]</sup>. 특히 LDA는 일반적으로 얼굴을 인식하는 과정에서 각 사람 당 2개 이상의 얼굴 영상으로 한 클래스를 구성하여 학습한다. 예를 들어 입력 얼굴 영상을 벡터  $\Omega_m$ 로 표현하고, 인식하고자 하는 사람의 수(클래스)를  $C$ 개라고 하자. 그러면 각 사람마다 서로 다른  $K$ 개의 얼굴 영상을 사용한다고 가정하면 수식 (8)과 식 (9)에서와 같이 클래스 내 산란 행렬(within-class scatter matrix,  $S_w$ )과 클래스간의 산란 행렬(between-class scatter matrix,  $S_b$ )을 정의할 수 있다.

$$S_w = \sum_{m=1}^C \sum_{k=1}^K (\Omega_m^k - E\{\Omega_m\})(\Omega_m^k - E\{\Omega_m\})^T \quad (8)$$

$$S_b = \sum_{m=1}^C (E(\Omega_m) - E(\Omega))(E(\Omega_m) - E(\Omega))^T \quad (9)$$

여기에서  $E(\Omega_m)$ 은 각각의 클래스 평균이고,  $E(\Omega)$ 는 클래스들의 전체 평균이다. LDA 방법은 입력된 얼굴 영상의 벡터를 사용하여 클래스간의 산란 행렬과 클래스 내 산란 행렬의 행렬식(determinant) 비를 최대화하기 위한  $(S_w)^{-1}S_b$ 의 고유 벡터를 구한 후, 고유치 크기 순서대로 정렬하여<sup>[24]</sup>, 여기서 구한 고유 벡터를 인식하고자 하는 특징 벡터로 사용한다.

### III. 제안한 얼굴 인식 방법

본 논문에서는 얼굴을 인식하기 위하여 변형된 Otsu 문턱치를 사용하여 이진 영상을 생성한다. 그런 후에 생성된 이진 영상으로부터 크기, 회전 및 위치에 불변한 특징을 갖는 Hu 모멘트를 계산한 다음 마지막으로 LDA 방법을 적용하여 얼굴 인식을 위한 특징 벡터를 추출한다. <그림 2>의 블록다이어그램에서 볼 수 있듯이 얼굴 영상이 입력되면, 우선 경계 영상과 전체 얼굴 형태의 다단계 이진 영상을 생성해야 한다. 경계 영상의 경우, Sobel 필터를 사용하여 윤곽선 부분을 검출한 후에 변형 Otsu 이진화 방법에 의하여 이진 영상을 만든다. 그런 후, 생성된 이진 경계 영상으로부터 Hu 모멘트 성분 7개를 추출한다. 한편, 입력 영상에 대하여 변형 Otsu 이진화를 직접 적용하여, 얼굴의 주요한 형태를 갖는 두 개의 이진 얼굴 영상을 생성하기 위해 수식 (1)을 사용하는데, 이 때 쓰이는 두 개의 다른 상수값  $m$ 의 차이는 0.4로 지정하여 실험하였다. 일정한 간격을 갖는 상수값에 의하여 생성된 두 개의 이진 영상으로부터 Hu 모멘트를 추출할 수 있는데, 경계 영상에서와 다르게 각각의 이진 영상으로부터 추출된 7개의 특징값을 모두 사용하지 않고 Hu 모멘트의 5번째와 7번째를 제외한 5개의 특징값만을 계산한다. 그 이유는 실제 실험 결과, Hu 모멘트의 5번째와 7번째의 특징값의 범위가 얼굴을 인식할 수 있을만한 변별력을 갖고 있지 않았기 때문이다. 결국, 하나의 얼굴 영상으로부터 이진 경계 영상에서 계산된 7개의 Hu 모멘트 특징과 다단계 이진 영상으로부터 계산된 10개의 Hu 모멘트 특징을 인식하는데 사용한다.

위에서 계산된 총 17차의 Hu 모멘트 값을 그대로 사용하지 않고 그 값의 범위를 정규화 시키기 위하여, 최

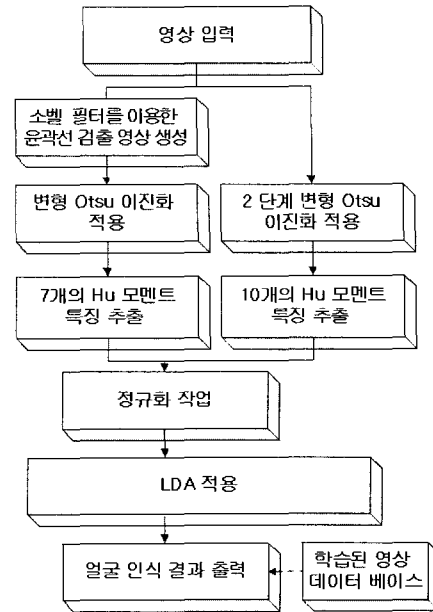


그림 2. 제안하는 얼굴 인식 방법.  
Fig. 2. The proposed method for face recognition.

소 2%, 최대 2%의 범위에 분포되어 있는 특징값을 제외하고, 나머지 값은 그 값의 범위를 0부터 1사이로 만들어 준다. 물론 최소 2% 범위내의 값은 0으로, 최대 2%의 범위에 있는 값은 1로 바꿔준다. 그런 다음 그 값들에 대해 LDA 방법을 적용하여 최종적인 특징 벡터를 추출한다. 즉, 본 논문에서 제안한 방법은 정규화된 17차의 Hu 모멘트 특징값들을 가지고 LDA 방법을 적용하여 얼굴 인식에 필요한 16차의 특징 벡터를 추출한 다음, 이것을 학습한 데이터베이스에 있는 특징 벡터와의 유클리디안(Euclidean) 거리를 계산하여 얼굴을 인식한다.

### IV. 실험 및 결과

제안한 알고리즘은 펜티엄 프로세서 III 800MHz, 메모리 256MB의 PC에서 VC++ 6.0을 이용하여 얼굴 인식 실험을 수행하였다.

#### 1. 실험에 사용한 데이터베이스의 구성

실험에 사용된 영상은 Cambridge 대학의 Olivetti Research Laboratory (ORL) 얼굴 영상 데이터베이스와 Purdue 대학의 AR 얼굴 영상 데이터베이스를 사용하였다. 본 논문에서는 ORL 데이터베이스의 총 40명과 AR 데이터베이스로의 총 126명 중 60명의 정면 얼굴

영상 가지고 실험하였는데, ORL 데이터베이스는 92×112크기의 원 영상 크기를 그대로 실험한 반면, AR 데이터베이스는 실제 크기인 768×576의 영상에서 얼굴 영역 부분을 120×120 크기로 잘라서 사용하였다. <그림 3>과 <그림 4>는 두 영상 데이터베이스의 일부분이다.

본 논문에서는 밝기, 명암도, 크기, 회전 및 위치 변화에 대한 얼굴 인식 방법의 인식 성능을 비교하기 위



그림 3. ORL 데이터베이스의 예  
Fig. 3. The example of ORL database.

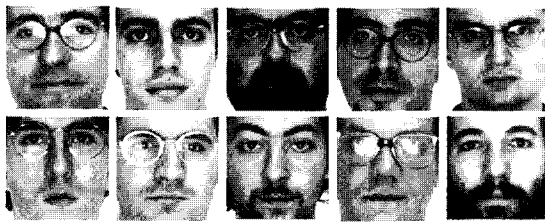


그림 4. AR 데이터베이스의 예  
Fig. 4. The example of AR database.

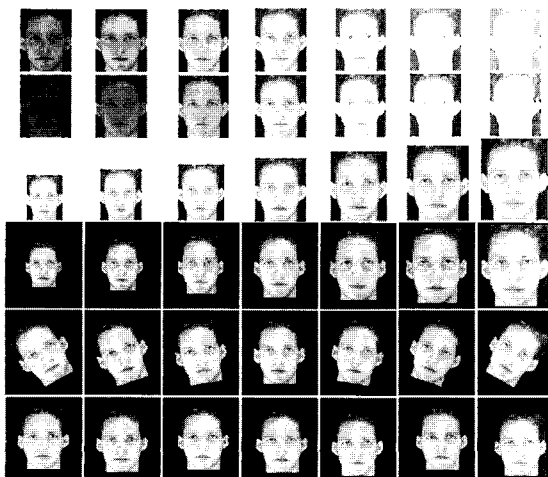


그림 5. 실험에 사용된 데이터베이스의 예  
Fig. 5. The example of database used in experiments.

하여, ORL 데이터베이스와 AR 데이터베이스의 일반 정면 얼굴 영상을 기준으로 밝기, 명암도, 크기, 회전, 위치에 변화를 주어서 얼굴 영상 데이터베이스를 구축하였다. 밝기 변화 영상은 계조도 값 20을 간격으로 -50부터 +50까지를 더해서 만들어졌으며, 명암도 변화 영상은 0.2 간격으로 0.4부터 1.6까지 곱해서 만들어졌다. 크기 변화는 10%를 간격으로 원 영상의 70%부터 130%까지, 회전 변화는 10도 간격으로 반시계 방향 및 시계 방향으로 30도까지, 위치 변화는 5 픽셀 간격을 조합해서 x 방향 및 y 방향으로 +10픽셀 거리만큼 이동시켜서 영상을 구성하였다. 특히, 크기, 회전 및 위치 변화에 대한 영상을 실험하기 위하여 ORL 데이터베이스의 경우, 실제 영상 크기 이외의 부분은 0으로 채워서 영상 크기를 136×152로 만들었으며, AR 데이터베이스 경우도 마찬가지로 0을 채워서 164×164의 크기로 만들었다. <그림 5>는 인식 실험에 사용된 얼굴 영상 데이터베이스의 일부분이다. 여기에서 크기가 변화된 영상의 경우, 0값이 삽입된 경우와 그렇지 않고 실제 변환된 크기를 그대로 사용한 영상, 두 가지를 모두 실험하는데 사용하였다.

2. 밝기, 명암도, 크기, 회전, 위치 변화에 대한 실험 결과

얼굴 인식 실험을 하기 위해서, 훈련하기 위한 영상과 테스트하기 위한 영상을 임의로 겹치지 않도록 두 부류로 나누었다. 5가지 변화 요인에 대하여 각각 실험을 할 때, 한 사람당 7장의 영상 데이터베이스에 대하여 임의로 선택된 3장으로 훈련하고 나머지 4장을 가지고 테스트를 수행하였다<sup>[22, 25]</sup>. 즉, 각각의 변화 요인에 대한 실험은 ORL 데이터베이스의 총 40명에 대해서 120장은 훈련 영상으로, 나머지 160장은 테스트 영상으로 사용되었으며, AR 데이터베이스의 총 60명에 대해서도 각각 180장, 240장이 훈련 영상과 테스트 영상으로 구분되었다. 이렇게 두 부류로 분류된 영상을 가지고 본 논문에서는 5가지 변화에 대한 실험을 각각 20번씩 수행해서 평균 인식률을 계산하였다.

<표 1>은 제안한 방법과 PCA에서 사용되는 특징 벡터의 차원을 표시하는데, ORL 데이터베이스의 경우 PCA 방법에서 사용되는 고유 벡터 개수는 고유치 전체 합에 대해 95%를 점유하는 29개를 사용했으며, PCA와 LDA방법을 결합 시에는 총 사람 수에서 하나를 뺀 39개를 사용했다. 그리고 AR 데이터베이스의 경

우도 마찬가지로 PCA는 31개, PCA와 LDA 결합 시에는 59개를 사용하였다. 이에 반에 제안한 방법(LDA 적용 안함)은 특징 벡터가 단지 17 차원에 불과한 장점이 있으며, 특히 LDA가 적용된 제안한 방법은 단지 16 차원의 특징 벡터를 사용하였다. 본 논문에서 제안한 얼굴 인식 방법의 경우, 밝기 및 명암도 변화된 영상과 실제 크기를 갖는 크기 변화 영상의 ORL 데이터베이스에 대해서는 수식 (1)에서의 상수  $m$ 의 값으로 경계 영상은 0.13, 다단계 이진 영상은 1.13, 0.73을 적용하였고, AR 데이터베이스도 마찬가지로 경계 영상은 0.83, 다단계 이진 영상은 1.74, 1.34를 사용하였다. 그리고 회전 및 위치 변화된 영상과 0이 삽입된 크기 변화 영상의 경우, 수식 (1)에서의 상수  $m$ 의 값에 대해 ORL 데이터베이스의 경계 영상은 0.36, 다단계 이진 영상은 0.16, -0.24를 적용하였으며, AR 데이터베이스도 마찬가지로 경계 영상은 0.77, 다단계 이진 영상은 0.37, -0.03을 사용하였다.

표 1. PCA 및 제안한 방법에서 사용된 특징 벡터의 차원

Table 1. Dimension of feature vector used in PCA and proposed method.

실험 방법	PCA	PCA + LDA	제안한 방법 (LDA 적용 안함)	제안한 방법 (LDA 적용)
ORL 데이터베이스	29	39	17	16
AR 데이터베이스	31	59	17	16

<표 2>와 <표 3>은 ORL 데이터베이스와 AR 데이터베이스에 대한 실험 결과를 보여준다. 두 데이터베이스에서 PCA와 LDA를 결합한 방법의 경우, 밝기 변화 및 명암도 변화에서 평균 100%와 95.4%로 제일 좋은 인식률을 보여주고 있으나, 나머지 크기, 회전, 위치 변화에 대해서는 제안한 방법에 비해서 좋지 않은 결과를 보여준다. 제안한 방법의 경우, 5가지 변화에 대한 평균 인식률에 있어서 ORL 데이터베이스에서는 96.1%, AR 데이터베이스에서는 91.7%로 기존의 인식 방법보다 뛰어난 성능을 보이고 있으며, 5가지 변화 요인에 대해서도 대체적 좋은 인식률을 보여준다. 특히, 크기 변화에 대한 실험에 있어서 PCA 방법의 경우 학습된 영상의 크기와 테스트에 사용되는 영상의 크기가 같아야 되지만, 제안한 방법은 그럴 필요가 없기 때문에 실

제로 변환된 크기에 0을 삽입하지 않고 그대로 인식하는데 사용할 수 있다. 그 결과 크기 변화 후 0값을 삽입한 실험 영상보다 그렇지 않은 영상을 사용했을 때 평균 20%정도의 인식률이 향상됨을 알 수 있었다.

표 2. ORL 데이터베이스에 대한 실험 결과  
Table 2. The experimental results for ORL database.

	PCA	PCA + LDA	제안한 방법 (LDA 적용 안함)	제안한 방법 (LDA 적용)
밝기 변화	89.5%	100.0%	97.5%	96.8%
명암도 변화	72.6%	95.4%	93.2%	94.6%
크기 변화	0 값 삽입	57.6%	61.7%	81.7%
	실제 크기	-	-	98.3%
회전 변화	77.4%	69.2%	99.4%	99.3%
위치 변화	68.8%	58.8%	100.0%	100.0%
5가지 변화에 대한 평균 인식률	73.2%	77.0%	95.0%	96.1%

표 3. AR 데이터베이스에 대한 실험 결과  
Table 3. The experimental results for AR database.

	PCA	PCA + LDA	제안한 방법 (LDA 적용 안함)	제안한 방법 (LDA 적용)
밝기 변화	77.3%	100%	93.8%	94.4%
명암도 변화	52.9%	95.4%	87.1%	91.3%
크기 변화	0 값 삽입	26.6%	34.6%	58.7%
	실제 크기	-	-	97.6%
회전 변화	32.1%	34.8%	87.8%	94.4%
위치 변화	58.2%	53.5%	100%	100%
5가지 변화에 대한 평균 인식률	49.4%	63.7%	87.5%	91.7%

### V. 결론

본 논문에서는 변형 Otsu 이진화 방법, Hu 모멘트 및 LDA 방법을 이용하여 밝기, 명암도, 크기, 회전 및 위치 변화에 강인한 얼굴 인식 방법을 제안하였다. 얼굴의 주요한 형태를 나타내는 특징을 얻기 위해 변형 Otsu 이진화 방법을 사용했으며, 이러한 방법을 사용함으로써 밝기 및 명암도에 강인한 특징 벡터를 추출할 수 있었다. 또한, 크기, 회전, 위치 변화에도 강인한 특성을 갖는 Hu 모멘트를 얼굴 영상의 경계 영상과 전체 얼굴 형태의 다단계 이진 영상으로부터 계산한 후, LDA 방법을 적용하여 최종 특징 벡터를 추출하였다.

PCA 방법 및 PCA와 LDA를 결합한 기존의 얼굴 인식 방법과 제안한 얼굴 인식 방법을 비교 분석해 본 결과, 본 논문에서 제안한 알고리즘은 대체적으로 높은 인식률을 보여주었다. 특히 제안한 방법과 LDA 방법을 결합함으로써 특징 벡터의 차원을 한 차원 줄인 16차원의 특징 벡터를 사용하더라도 높은 인식률을 보였다.

새로운 얼굴 영상을 추가하여 학습하고자 할 경우, PCA 기반의 방법은 영상 간의 상관관계를 이용한 공분산을 계산해야 되기 때문에 영상의 차원 및 개수가 증가할수록 더욱 많은 시간이 요구된다. 이에 반해 제안한 방법은 학습하기 위해 새로 입력된 영상 데이터에 대하여 개별적으로 Hu 모멘트의 특징값을 추출할 수 있기 때문에 LDA 방법을 적용하기 전까지는 영상의 개수가 증가함에 따라 요구되는 시간은 선형적으로 증가한다는 장점이 있다. 추후 연구할 과제로는 경계 영상과 다단계 이진 영상을 생성하는 과정에서 변형 Otsu 이진화 방법에서 필요한 상수의 최적 값을 자동으로 결정할 수 있는 방법이 필요하다고 사료된다.

#### 참 고 문 헌

- [1] R. Chellappa and S. Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey," *Proceedings of the IEEE*, vol. 83, no. 5, May 1995.
- [2] S. Pankanti, R. M. Bolle, and A. Jain, "Biometrics: The Future of Identification", *Computer Magazine*, pp. 46-49, Feb. 2000.
- [3] A. P. Pentland and M. A. Turk, "Face Recognition Using Eigenfaces," in *Proc. the International Conference on Pattern Recognition*, pp. 586-591, 1994.
- [4] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, July 1997.
- [5] X. Y. Zeng, Y. W. Chen, and Z. Nakao, "Image Feature Representation by the Subspace of Nonlinear PCA," in *Proc. International Conference on Pattern Recognition*, pp. 11-15, Aug. 2002.
- [6] K. I. Kim, K. Jung, and H. J. Kim, "Face Recognition Using Kernel Principal Component Analysis," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 9, no. 2, Feb. 2002
- [7] B. Duc, S. Fisher, and J. Bigun, "Face Authentication with Gabor Information on Deformable Graphs," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 8, no. 4, April 1999.
- [8] S. C. Lee, H. S. Kim, S. J. Park, and S. H. Park, "Face Recognition Technology in the Dynamic Link Architecture," in *Proc. the International Conference on Electrical Engineering*, pp. 265-268, 1999.
- [9] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kruger, and C. Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 775-779, 1997.
- [10] M. S. Oh, D. W. Kim, and D. S. Jeong, "Face Identification System Using Combined Facial Features and Counter-Propagation Neural Network," *신호처리합동학술대회*, 제 6권, pp. 266-269, 1993.
- [11] Y. Cao and K. H. Leung, "Face Recognition Using Line Edge Map," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 6, pp. 764-779, 2002.
- [12] 심영미, 장주석, 김종규, "Fourier 변환된 얼굴의 진폭스펙트럼의 Karhunen-Loeve 근사 방법에 기초한 변위불변적 얼굴인식," *전자공학회논문지*, 제 35권, C편, 제 3호, 1998
- [13] M. Nixon, "Automated facial recognition and its potential for security," in *IEE Colloq. Dig. (80): Colloq. on MMI in Computer Security*, pp. 5/1-4, 1986.
- [14] A. M. Martinez and R. Benavente, "The AR Face Database," *CVC Technical Report no. 24*, June 1998.
- [15] 김광섭, 이상목, 정동석, "윤곽선 방향의 히스토그램과 Sampled Spot Matching을 이용한 이치형상의 인식 알고리즘," *전자공학회논문지*, vol. 28,

- no. 10, pp. 69-77, 1992
- [16] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histogram," IEEE SMC-9, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [17] K. Fukunaga, Introduction to Statistical Pattern Recognition, New York Academic, 1972.
- [18] H. J. Lee and J. H. Chung, "Brightness, Contrast, Scaling, Rotation and Translation Invariant Feature Extraction by Multi-level Thresholding and Moment," Submitted IEICE.
- [19] R. C. Gonzalez, P. Wintz, Digital image processing, Addison-Wesley, 1987.
- [20] M. K. Hu, "Pattern recognition by moment invariants," Proc. IEEE, vol. 49, no. 9, p. 1428, Sept. 1961.
- [21] M. K. Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," IRE Transactions on Information Theory, vol. 17-8, no. 2, pp. 179-187, Feb. 1962.
- [22] J. Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos, "Face Recognition Using LDA-Based Algorithms," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 14, no. 1, pp. 195-200, Jan. 2003.
- [23] 이형지, 정재호, "Fisherface 알고리즘과 Fixed Graph Matching을 이용한 얼굴 인식," 전자공학 회논문지, 제 38권, SP편, 제 6호, 2001
- [24] D. L. Swets, and J. Weng, "Using discriminant eigenfeatures for image retrieval," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, no. 8, pp. 831-836, August 1996.
- [25] S. Z. Li and J. Lu, "Face recognition using the nearest feature line method," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 10, pp. 439-443, Mar. 1999.

---

 저 자 소 개
 

---



李 炯 枝(正會員)

1997년 2월 : 인하대학교 전자공학과 공학사. 1999년 2월 : 인하대학교 전자공학과 공학석사. 1999년 3월~현재 : 인하대학교 전자공학과 박사과정. <주관심분야 : 패턴인식, 얼굴인식, 영상처리 분야>

鄭 在 皓(正會員)

1982년 : University of Maryland(BSEE). 1984년 : University of Maryland(MSEE). 1990년 : Georgia Institute of Technology(Ph.D.). 1984년~1985년 : 미국 국방성 산하 해군 연구소, 신호처리실, 연구실. 1991년~1992년 : AT&T Bell Laboratories, 음성신호처리 연구실 연구원(MTS). 1992년~현재 : 인하대학교 공과대학 전자공학과, (현)교수