

변형 Otsu 이진화와 Hu 모멘트에 기반한 얼굴 인식에 관한 연구

이 형 지*, 정 재 호*

A Study on Face Recognition Based on Modified Otsu's Binarization and Hu Moment

Hyung-Ji Lee* and Jae-Ho Chung*

요 약

본 논문에서는 변형 Otsu 이진화 방법과 Hu 모멘트를 기반으로 밝기, 명암도, 크기, 회전, 위치 변화에 강인한 얼굴 인식 방법을 제안한다. 제안하는 변형 Otsu 이진화 방법은 기존의 Otsu 이진화 방법으로부터 또 다른 문턱치 값을 결정하고 이로부터 얻어진 이진 얼굴 영상 2개를 사용함으로써 이진 영상 하나보다 고차원의 특징 벡터를 추출할 수 있고, 기존의 Otsu 이진화 방법과 마찬가지로 밝기 및 명암도 변화에 강인한 특성을 가지고 있다. 특징값으로는 Hu 모멘트를 사용함으로써 크기, 회전, 위치 변화에 강인한 특성을 추가로 가지고 있다. 기존의 주요 성분 분석(Principal Component Analysis, PCA) 방법과 제안한 방법을 비교 실험한 결과, 위에서 언급한 5가지 다양한 환경 변화에 대하여 PCA 방법의 평균 인식률은 Olivetti Research Laboratory (ORL) 데이터베이스와 AR 데이터베이스에 대해서 각각 68.4%와 51.2%이고, 제안한 방법의 평균 인식률은 각각 93.2%와 81.4%로서 제안한 방법의 인식 성능이 우수함을 확인하였다.

Key Words : Hu moment, Modified Otsu binarization, Face recognition, PCA

ABSTRACT

This paper proposes a face recognition method based on modified Otsu's binarization and Hu moment. Proposed method is robust to brightness, contrast, scale, rotation, and translation changes. As the proposed modified Otsu's binarization computes other thresholds from conventional Otsu's binarization, namely we create two binary images, we can extract higher dimensional feature vector. Here the feature vector has properties of robustness to brightness and contrast changes because the proposed method is based on Otsu's binarization. And our face recognition system is robust to scale, rotation, and translation changes because of using Hu moment. In the perspective of brightness, contrast, scale, rotation, and translation changes, experimental results with Olivetti Research Laboratory (ORL) database and the AR database showed that average recognition rates of conventional well-known principal component analysis (PCA) are 93.2% and 81.4%, respectively. Meanwhile, the proposed method for the same databases has superior performance of the average recognition rates of 93.2% and 81.4%, respectively.

* 인하대학교 전자공학과 디지털신호처리 연구실(g1991177@inhavision.inha.ac.kr)
논문번호 : 030344-0807, 접수일자 : 2003년 8월 7일

I. 서론

정보화 사회의 발달과 점점 개방화되는 사회 분위기로 인하여 개인 및 시스템에 정보관리 및 보안 문제에 대한 관심이 높아지고 있다. 이러한 이유로 얼굴 인식, 지문 인식, 화자 확인, 홍채 인식과 같은 바이오메트릭 기술이 많이 연구되고 있으며, 이 중에서 특히 사용자에 거부감을 주지 말아야 하는 장소와 사용자의 협조적인 자제가 불가능한 환경에 대해서는 얼굴 인식 방법이 적합하다^{[1][2]}. 최근 얼굴을 자동으로 인식하는 분야의 연구는 활발하게 진행되어, 공항 및 건물에 대한 접근 제한, 은행 업무, 본인 인증, 스마트카드 사업, 정보 보안 분야와 같은 여러 실제적인 응용 분야에 도입되고 있다.

1990년대 초반 주요 성분 분석(Principal Component Analysis, PCA) 방법^[3]을 이용한 얼굴 인식 방법이 소개되면서 최근에는 이를 응용한 Fisherface 방법^{[4][5][6]}, 커널 주요 성분 분석(kernel PCA) 방법^[7], 독립 성분을 이용한 방법^[8]을 이용한 얼굴 인식 연구가 있었다. 또한 가버(Gabor) 필터 응답을 이용한 동적 그래프 매칭(elastic graph matching)^{[9][10]}과 이를 응용한 동적 번치 그래프 매칭(elastic bunch graph matching) 방법^[11]도 있으며 최근에는 위의 방법들을 결합한 얼굴 인식 방법^{[12][13][14][15]}도 연구되었다. PCA 방법의 경우, 영상의 차원 감소로 인해 연산량을 줄일 수 있는 특성과 구현의 용이성과 같은 장점이 있으나, 얼굴 영상의 위치 변화에 대해 인식이 급격히 감소하는 단점이 알려져 있어서, 퓨리에 변환을 전단계로 추가하여 위치 변화에 강인한 얼굴 인식 연구도 있다^{[16][17]}. 동적 그래프 매칭 방법은 일반적으로 PCA 방법보다 높은 인식 성능을 보이나 많은 연산량을 필요로 하기 때문에 온라인상에서 적용하기는 쉽지 않은 것으로 알려져 있다^{[13][14][18]}. 그리고 인공 신경망 기반의 얼굴 인식 방법^{[1][9]}과 경계 영상 기반의 얼굴 인식^{[20][21]}이나 기하학적인 특징 매칭 방법과 같은 연구도 있다. 그리고 위의 대부분의 PCA, ICA, 신경망을 이용하는 얼굴 인식 방법은 일반적으로 새로운 얼굴 데이터가 추가될 때마다 전체 데이터베이스(Database, DB)와 함께 재학습시켜야 하는 단점이 있다.

일반적으로 얼굴 영상의 경우 표정, 나이, 보는 각도, 조명 상태, 잡음 등에 따라서 영상의 상태가 변할 수밖에 없기 때문에 이러한 다양한 환경에 강인한 얼굴 인식 방법을 제안하는 것은 쉽지 않은 과제

이다. 본 논문에서는 실제로 일반 사람들이 캐리커처(caricature)^{[1][22]}와 같이 어떤 사람의 인상적인 특징만을 강조하는 단순한 그림만을 가지고도 사람을 구별할 수 있다는 사실에 착안하여, 얼굴 영상의 경계 영상과 전체 얼굴 형태의 다단계 이진 방법 및 Hu 모멘트 특징 정보를 사용하여 밝기, 명암도, 크기, 회전, 위치 변화에 강인한 얼굴 인식 방법을 제안하였다. 기존의 모든 연구는 밝기, 명암도, 크기, 회전, 위치 변화에 모두 강인한 연구에 대해서는 보고된 바가 없다. 그리고 제안하는 얼굴 인식 접근 방법은 새로운 얼굴 데이터를 추가하여 학습할 경우 단순히 새로운 얼굴 영상의 특징만을 추가하면 되기 때문에 기존의 전체 DB를 재학습할 필요가 없다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 서론에 이어 본문에서는 변형 Otsu 이진화 방법 및 Hu 모멘트의 정의와 특성, 그리고 이를 이용한 제안한 얼굴 인식 과정과 기능에 대해 설명하고, 실험 및 결과에서는 Olivetti Research Laboratory (ORL) DB와 AR DB^[23]의 총 100명의 얼굴 영상을 가지고 앞서 말한 5가지의 다양한 환경 변화에 대해 제안한 얼굴 인식 방법의 성능을 기존의 잘 알려진 PCA 방법과 비교 분석하였다.

II. 논문

1. 변형 Otsu 이진화 방법

1) 기존의 Otsu 이진화 방법

일반 계조도(Gray) 영상의 화소 분포를 이용하여 자동으로 문턱치를 계산하는 이진화 방법은 여러 가지가 있다. 이중 Otsu 이진화 방법은 널리 사용되고 있으며, 이 방법은 최적의 문턱치를 얻어내기 위해서 차별 분석(discriminant analysis)에서 쓰이는 측정치를 사용한다^{[24][25][26]}. 즉, Otsu 방법은 수식 (1)에서와 같이 η 를 측정치로 사용할 때, 최적의 문턱치를 얻기 위해서 측정치 η 를 가장 크게 하는 K 값을 선택한다.

$$\begin{aligned} \max(\eta(K)) &= \max\left(\frac{\sigma_B^2(K)}{\sigma_T^2}\right) \\ &= \max(\sigma_B^2(K)) \end{aligned} \quad (1)$$

수식 (1)에서 $\sigma_B^2(K)$ 은 수식 (2)와 같다.

$$\sigma_B^2(K) = \frac{(m_T w(K) - m(K))^2}{w(K)(1-w(K))} \quad (2)$$

수식 (2)에서 영상의 전체 평균 $m_T = \sum_{i=1}^K ip_i$ 이

고, 클래스에서 발생할 확률 $w(K) = \sum_{i=1}^K p_i$ 이며,

해당 클래스에서의 평균 $m(K) = \sum_{i=1}^K ip_i$ 이다. 특

히 주어진 영상의 계조도 값이 L 이라고 하면, 계조도 값의 히스토그램인 확률 분포 함수(probability distribution function)는 수식 (3)과 같다.

$$p_i = \frac{n_i}{N}, \quad p_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^L p_i = 1 \quad (3)$$

수식 (3)에서 n_i 는 i 레벨 값의 화소수이며, p_i 는 i 레벨에서의 확률을 나타내고 $N = n_1 + n_2 + \dots + n_L$ 이다. 결국, 수식 (2)로부터 분할하고자 하는 두 영역의 분산을 최대로 하는 문턱치 K 를 구할 수 있다.

위와 같은 Otsu 이진화 방법에 기반으로 하여 생성된 이진 얼굴 영상은 밝기 및 명암도에 대하여 불변한 특징을 갖는다. 그림 1은 밝기 변화 및 명암도에 대한 Otsu 방법의 특성을 보여준다. 그림 1의 (d) 영상은 원래 영상의 모든 화소 값에 0.6을 곱해서 얻어진 명암도 변화 영상이며, 그림 1의 (g)영상은 모든 화소에 계조도 값 30이 더해진 밝기 변화 영상을 보여준다. Otsu 이진화 방법을 이용하여 그림 1의 (b)(e)(h)에서 볼 수 있듯이 밝기 및 명암도에 상관 없는 동일한 이진 영상을 생성할 수 있음을 확인할 수 있다.

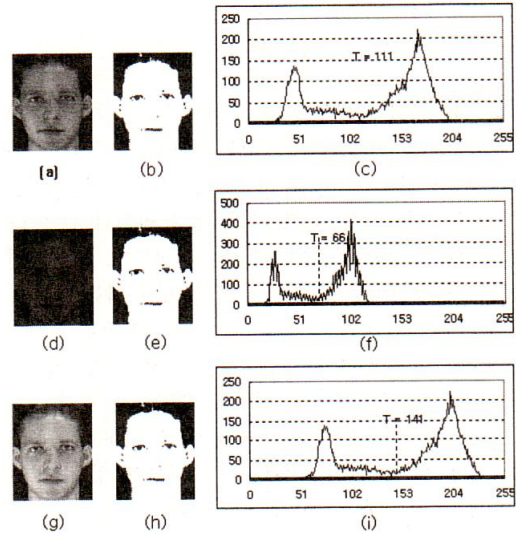


그림 1. 밝기 및 명암도 변화에 대한 Otsu 이진화 영상의 특성.

(a) 원영상, (d) 명암도 변화 영상, (g) 밝기 변화 영상, (b)(e)(h) (a)(d)(g) 영상을 Otsu 방법으로부터 생성된 이진 영상, (c)(f)(i) (a)(d)(g) 영상의 히스토그램 및 Otsu 문턱치 값.

Fig. 1. The characteristic of Otsu binarization method for brightness and contrast changes.

(a) Original image, (d) contrast changed image, (g) brightness changed image, (b)(e)(h) binary images made by Otsu binarization method from (a)(d)(g) images, (c)(f)(i) Histograms of (a)(d)(g) images.

2) 제안한 변형 Otsu 이진화 방법

본 논문에서는 기존의 Otsu 이진화에서 구해진 문턱치를 기반으로 다단계 이진 얼굴 영상을 얻는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 수식 (4)와 같은 변형 Otsu 방법을 이용하여 2개의 문턱치 값으로부터 얻어진 이진 얼굴 영상 2개를 생성함으로써 단순 이진 영상 하나보다 고차원의 특징 벡터를 추출할 수 있다.

$$\text{Modified Otsu's } T = 1st \text{ Otsu's } T - (1st \text{ Otsu's } T - 2nd \text{ p-tile's } T) * m \quad (4)$$

수식 (4)에서 1st Otsu's T 와 2nd p-tile's T 는 Otsu 방법과 p-tile 방법으로부터 구해진 문턱치를 나타낸다. p-tile 방법^[27]은 $p = 50\%$, 즉 계조도 값 0부터 첫 번째 문턱치까지의 모든 화소 개수의 50%가 넘는 곳을 선택하여 문턱치를 계산한다. 그리고 m 은 상수로서 이 값에 따라서 여러 개의 이진 영상들을 생성할 수 있다. 일반적으로 원영상의 계조도 값의 범위 내에서 아날로그 신호를 갖는 영상은 밝기 및 명암도가 변한다 할지라도 히스

토그램의 모양을 유지한다. 그렇기 때문에 Otsu 및 p-tiles의 문턱치로부터 생성된 이진 영상은 항상 일정하며, 본 논문에서 제안한 변형 Otsu 방법은 수식 (4)에서 볼 수 있듯이 Otsu 및 p-tiles의 문턱치를 기반으로 다단계 문턱치를 계산할 수 있기 때문에 밝기 및 명암도 변화에 상관없이 일정한 이진 영상을 생성할 수 있다^[28]. 그림 2는 얼굴 인식을 수행하기 위해 특징 벡터를 추출하는데 있어서 단지 그림 2의 (b) 이진 영상만을 사용하는 것보다 제안한 변형 Otsu 이진화에 의하여 생성된 그림 2의 (c)와 (d), 두 개의 이진 영상을 사용하여 특징 벡터를 추출한다면 좀 더 높은 차원의 특징을 얻을 수 있다.

2. Hu 모멘트를 이용한 특징 추출

1) Hu 모멘트의 정의

본 논문에서 제안하는 얼굴 인식 방법은 이진화된 얼굴 영상으로부터 계산된 Hu 모멘트를 인식하기 위한 특징 벡터로서 사용한다. 일반적으로 모양 정보를 표현하는데 있어서 모멘트는 매우 유용하며 실제적으로 많이 사용되고 있다. 디지털 영상 $f(i, j)$ 가 이진 영상이라면 모멘트 및 중심 모멘트는 수식 (5), (6)과 같다^{[29][30]}.

$$m_{pq} = \sum_i \sum_j i^p j^q \quad (5)$$

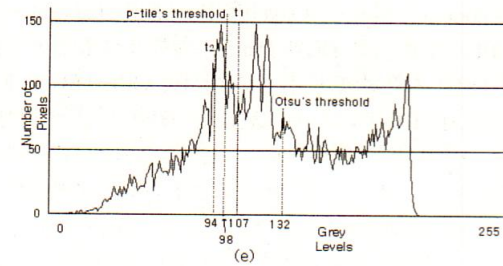


그림 2. 변형된 Otsu 이진화 방법 (a) 원 영상 (b) Otsu 문턱치 132로부터 구해진 이진 영상, (c) 변형 Otsu 문턱치 94로부터 구해진 이진 영상 ($m = 1.13$), (d) 변형 Otsu 문턱치 107로부터 구해진 이진 영상 ($m = 0.73$), (e) 그림 (a)의 히스토그램.

Fig. 2. Modified Otsu's thresholding. (a) Original image, (b) thresholded image with Otsu's threshold value of 132, (c) thresholded image with $t_1 = 94$ ($m = 1.13$), (d) thresholded image with $t_2 = 107$ ($m = 0.73$), and (e) histogram of (a).

$$\mu_{pq} = \sum_i \sum_j (i - \bar{x})^p (j - \bar{y})^q \quad (6)$$

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 (7)과 같은 관계를 갖는다.

$$\begin{aligned} \mu_{00} &= m_{00} = \mu \\ \mu_{10} &= \mu_{01} = 0 \\ \mu_{20} &= m_{20} - \mu \bar{x}^2 \\ \mu_{11} &= m_{11} - \mu \bar{x} \bar{y} \\ \mu_{02} &= m_{02} - \mu \bar{y}^2 \\ \mu_{30} &= m_{30} - 3m_{20} \bar{x} + 2\mu \bar{x}^3 \\ \mu_{21} &= m_{21} - m_{20} \bar{y} - 2m_{11} \bar{x} + 2\mu \bar{x}^2 \bar{y} \\ \mu_{12} &= m_{12} - m_{02} \bar{x} - 2m_{11} \bar{y} + 2\mu \bar{x} \bar{y}^2 \\ \mu_{03} &= m_{03} - 3m_{02} \bar{y} + 2\mu \bar{y}^3 \end{aligned} \quad (7)$$

또한 정규화된 중심 모멘트는 수식 (8)과 (9)와 같이 정의된다.

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^{\gamma} \quad (8)$$

$$\gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (9)$$

위의 수식은 Hu 모멘트를 추출하는데 사용되는데, 7개의 Hu 모멘트 ϕ_1, \dots, ϕ_7 은 수식 (10)에서와 같이 2차와 3차 중심 모멘트들로써 구성된다.

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \phi_2 &= (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \end{aligned} \quad (10)$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] - (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

수식 (10)에서 볼 수 있는 모든 Hu 모멘트 ϕ_1, \dots, ϕ_7 은 크기, 회전, 위치에 대하여 불변인 특징을 가지고 있다^{[29][30]}.

2) 얼굴 인식을 위한 Hu 모멘트 추출

본 논문에서는 변형 Otsu 이진화 방법과 Hu 모멘트를 사용하여 특징 벡터를 추출한다. 그림 3에서 볼 수 있듯이 얼굴 영상이 입력되면, 우선 경계 영상과 전체 얼굴 형태의 다단계 이진 영상으로부터 특징 벡터를 추출해야 한다. 경계 영상의 경우 입력 영상으로부터 Sobel 필터를 거쳐서 경계 부분을 검출한 후, 변형 Otsu 이진화 방법을 사용해서 이진 영상을 만든 후에 Hu 모멘트 성분 7개를 추출한다. 한편, 얼굴의 주요한 형태를 얻기 위하여 입력 영상을

변형 Otsu 이진화를 통해 두 개의 이진 얼굴 영상을 만든다. 이 때 두 개의 이진 영상은 수식 4에서 사용되는 두 가지의 다른 상수값 m 을 가지고 생성되는데, 본 논문에서는 m 의 차이를 0.4로 지정하여 실험하였다. 일정한 간격을 갖는 문턱치로 생성된 두 개의 이진 영상으로부터 얻은 다단계 영상은 각각 Hu 모멘트 5번째와 7번째를 제외한 5개의 특징값을 추출해서 총 10개 값으로 특징 벡터를 구성한다. Hu 모멘트 5번째와 7번째를 제외한 이유는 실제 실험 결과, 값의 범위가 얼굴을 인식하는데 사용할 수 없을 정도로 변별력을 가지고 있지 않은 것으로 파악됐기 때문이다. 결국, 얼굴 영상의 경계 영상으로부터 7개의 Hu 모멘트 특징과 다단계 이진 영상으로부터 10개의 Hu 모멘트 특징을 추출한다.

위에서 추출된 총 17차의 특징 벡터를 이용해서 얼굴 인식을 수행하기 이전에, Hu 모멘트 값을 정규화 시키기 위하여 최소 2%, 최대 2%의 범위에 분포되어 있는 특징값을 제외하여 그 값의 범위를 0부터 1사이로 만든다. 결국 본 논문에서 제안한 방법은 정규화된 17차의 Hu 모멘트 특징 벡터를 가지고 유클리디안(Euclidean) 거리를 계산하여 얼굴을 인식한다.

III. 실험 결과

제안한 알고리즘은 펜티엄 프로세서 III 800MHz, 메모리 256MB의 PC에서 VC++ 6.0을 이용하여 얼굴 인식 실험을 수행하였다. 실험에 사용된 영상은 Cambridge 대학의 Olivetti Research Laboratory (ORL) 얼굴 영상 DB와 Purdue 대학의 AR 얼굴 영상 DB를 사용하였다. 본 논문에서는 ORL DB 총 40명과 AR DB로부터 총 126명 중 60명의 얼굴 영상을 사용하였다. ORL DB는 92×112크기의 원 영상 크기를 그대로 실험한 반면에 AR DB는 실제 크기인 768×576의 영상에서 얼굴 영역 부분을 120×120 크기로 잘라서 사용하였다. 그림 4와 그림 5는 두 영상 DB의 일부분을 보여준다. 본 연구에서는 ORL DB와 AR DB에서 일반 정면 얼굴 영상을 기준으로 밝기, 명암도, 크기, 회전, 위치의 변화를 대표하는 얼굴 영상 DB를 구축하였다.

표 1은 제안한 방법과 PCA에서 사용되는 특징 벡

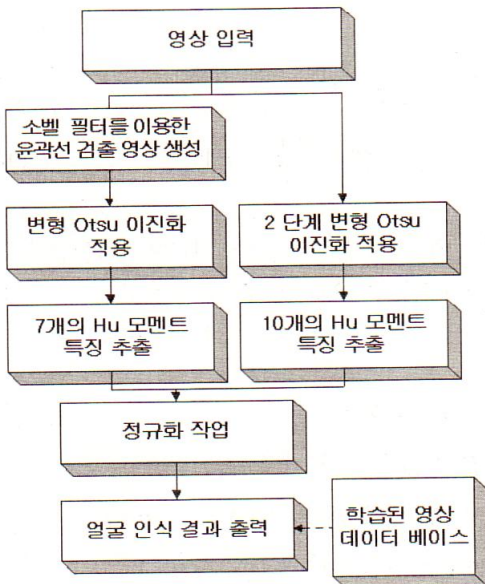


그림 3. 제안하는 얼굴 인식 방법.
Fig. 3. The proposed method for face recognition.



그림 4. ORL DB의 예.
Fig. 4. The example of ORL DB.



그림 5. AR DB의 예.
Fig. 5. The example of AR DB.

표 1. PCA 및 제안한 방법에서 사용된 특징 벡터의 차원.

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

실험 방법		ORL DB	AR DB
PCA	전체 고유치의 90% 점유	24	27
	전체 고유치의 100% 점유	39	59
제안한 얼굴 인식 방법		17	17

터의 차원을 표시하는데, ORL DB의 경우 PCA 방법에서 사용되는 고유 벡터 개수는 고유치의 전체에 대해 90%를 점유할 때는 24개, 100%인 경우 39개를 사용했으며, AR DB는 90%, 100%일 때 각각 27개, 59개를 사용하였다. 이에 반해 제안한 방법은 단지 17차원에 불과한 특징 벡터를 사용한다.

1. 밝기 변화에 대한 얼굴 인식률

ORL DB와 AR DB를 가지고 각각 40명, 60명에 대해서 밝기 변화를 계조도 값 10간격으로 해서 최대 50을 더해서 밝게 하고, 50을 빼서 어둡게 얼굴 영상을 만든 후에 얼굴 인식 실험을 수행하였다. 그림 6은 원 영상과 밝기 변화가 ± 50인 영상을 보여 준다.

본 논문에서 제안한 얼굴 인식 방법의 경우, ORL DB에 대해서는 수식 (4)에서의 상수 m 의 값으로 경

계 영상은 0.13, 다단계 이진 영상은 1.13, 0.73을 적용하였다. AR DB도 마찬가지로 경계 영상은 0.83, 다단계 이진 영상은 1.74, 1.34를 사용하였다. 그림 7과 그림 8은 ORL DB와 AR DB에 대해서 각각 원 영상 40장과 60장을 학습시킨 후에, 밝기 변화를 가해서 새롭게 생성된 40장과 60장을 이용해서 실험한 결과이다. 그림에서 볼 수 있듯이 ORL DB에 대해서 PCA(고유 벡터 100% 사용)의 경우, 밝기 변화가 +50, -50에서 인식률이 각각 75%, 45%로 급격하

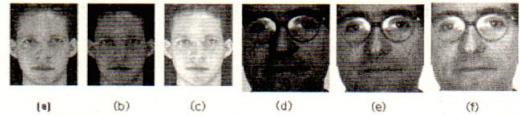


그림 6. 원 영상과 밝기 변화로 생성된 영상.
(a) 원 영상, (b) -50 영상, (c) +50 영상,
(d) 원 영상, (e) -50 영상, (f) +50 영상.
Fig. 6. Original image and images from brightness change.
(a) Original image, (b) -50, (c) +50,
(d) original image, (e) -50, (f) +50.

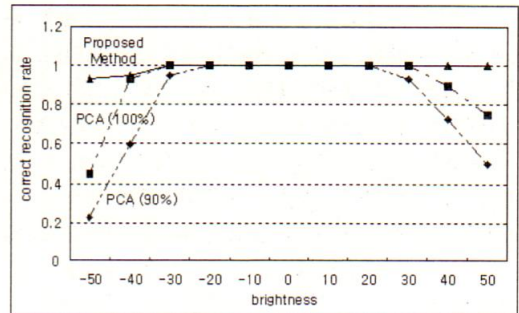


그림 7. ORL DB에서의 밝기 변화에 대한 얼굴 인식률.
Fig. 7. Face recognition for brightness change with ORL DB.

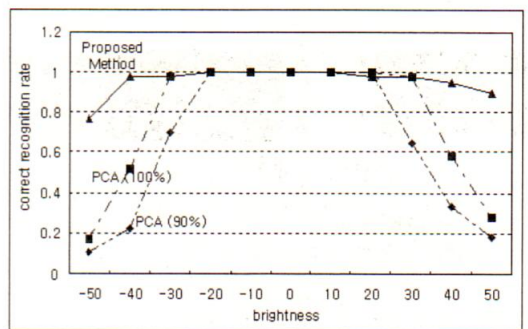


그림 8. AR DB에서의 밝기 변화에 대한 얼굴 인식률.
Fig. 8. Face recognition for brightness change with AR DB.

게 떨어지는 반면에 본 논문에서 제안한 방법은 각각 100%, 93%로 안정적임을 알 수 있다. 이와 비슷하게 AR DB도 PCA(고유 벡터 100% 사용)는 +40, -40에서 인식률이 각각 58%, 52%이며, 제안한 방법의 경우 각각 95%, 98%의 결과를 보임으로써 밝기 변화에 강인함을 확인할 수 있다.

2. 명암도 변화에 대한 얼굴 인식률

총 100명에 대한 얼굴 영상에 대해서 명암도를 0.1 간격으로 0.5에서 1.5까지 변화시킨 영상을 만들어서 실험을 수행하였으며, 그림 9에서는 대표적으로 원 영상과 명암도 변화가 0.5와 1.5인 영상을 볼 수 있다. 본 논문에서 제안한 방법은 밝기 변화에서 사용했던 문턱치 관련 상수 값들을 그대로 적용하여 실험하였다. 그림 10과 그림 11은 ORL DB와 AR DB에 대해서 밝기 변화 실험에서의 마찬가지로 각각 원 영상 40장과 60장을 학습시킨 후에, 명암도 변화를 가해서 새롭게 생성된 400장과 600장을 이용해서 실험한 결과이다. 그 결과, ORL DB에 대해서 PCA(고유 벡터 100% 사용)의 경우, 명암도 변화가 0.7에서 인식률이 43%로 급격하게 떨어지는 반면에 본 논문에서 제안한 방법은 98%의 인식률을 보인다. 또한 AR DB에 대해서도 PCA(고유 벡터 100% 사용)는 0.7에서 인식률이 23%로 급감하나, 제안한 방법은 95%의 결과를 보인다. 그리고 명암도 변화가 1보다 큰 숫자일 경우 제안한 방법과 PCA 방법 간의 인식률 차이가 크게 나지 않음을 볼 수 있는데, 실제 얼굴 인식 응용 분야에서 얼굴 영상을 학습한 환경보다 실제 인식 작업을 수행하는 장소의 명암도가 더 좋아지는 경우는 거의 없다는 사실을 감안할 때 본 논문에서 제안한 방법은 명암도의 변화에 대해서 PCA 방법보다 상당히 안정적인 인식률을 유지한다고 말할 수 있다.

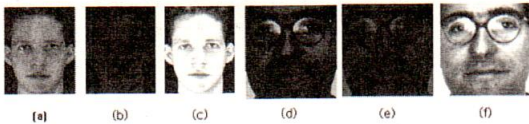


그림 9. 원 영상과 명암도 변화로 생성된 영상.
 (a) 원 영상, (b) 0.5 영상, (c) 1.5 영상,
 (d) 원 영상, (e) 0.5 영상, (f) 1.5 영상.
 Fig. 9. Original image and images from contrast change.
 (a) Original image, (b) 0.5, (c) 1.5,
 (d) original image, (e) 0.5, (f) 1.5.

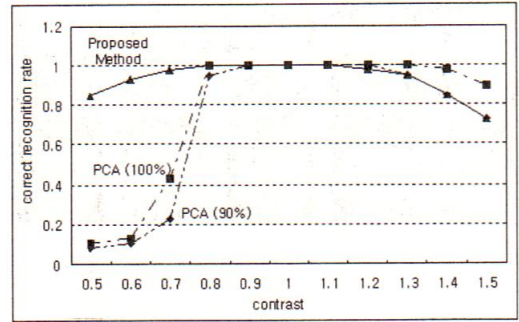


그림 10. ORL DB에서의 명암도 변화에 대한 얼굴 인식률.
 Fig. 10. Face recognition for contrast change with ORL DB.

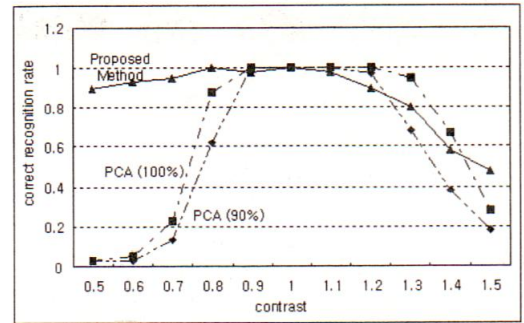


그림 11. AR DB에서의 명암도 변화에 대한 얼굴 인식률.
 Fig. 11. Face recognition for contrast change with AR DB.

3. 크기 변화에 대한 얼굴 인식률

총 100명에 대한 얼굴 영상에 대해서 영상의 가로와 세로에 10% 간격으로 30% 축소부터 30% 확대까지 최근접 보간법(neighborhood interpolation)을 이용하여 변화시킨 영상을 가지고 실험하였으며, 그림 12은 원 영상과 크기 변화가 30% 축소, 30% 확대된 영상을 보여준다. 특히, PCA 방법의 경우 학습된 영상의 크기와 새로 생성된 영상의 크기가 같아야 된다. 그렇기 때문에 이를 만족시키고자 ORL DB의 경우, 영상 크기를 136×152로 만들어서 실제 영상 크기 이외의 부분은 0으로 채워주었으며, AR DB의 경우도 0을 채워서 164×164로 만들었다. 하지만 본 논문에서 제안하는 방법은 학습된 영상의 크기 인식하고자 하는 영상의 크기와 상관이 없기 때문에, 본 논문에서는 0으로 채워서 일정한 영상 크기를 만들었을 경우(방법 I)와 그렇지 않은 경우(방법 II)를 모두 실험하였다.

그림 13과 그림 14는 ORL DB와 AR DB에 대해

서 각각 원 영상 40장과 60장을 학습시킨 후, 크기 변화를 가해서 새롭게 생성된 240장과 360장을 이용해서 실험한 결과이다. 그림에서 볼 수 있는 것처럼

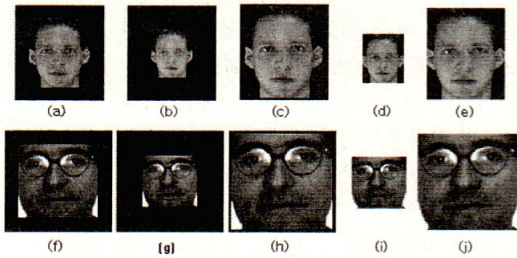


그림 12. 원 영상과 크기 변화로 생성된 영상.
 (a) 원 영상(0채움), (b) 30% 축소(0 채움), (c) 30% 확대(0채움), (d) 30% 축소, (e) 30% 확대, (f) 원 영상(0 채움), (g) 30% 축소(0 채움), (h) 30% 확대(0채움), (i) 30% 축소, (j) 30% 확대.
 Fig. 12. Original image and images from scale change. (a) Original image, (b) 30% abridgment (0 padding), (c) 30% magnification (0 padding), (d) 30% abridgment, (e) 30% magnification, (f) original image, (g) 30% abridgment (0 padding), (h) 30% magnification (0 padding), (i) 30% abridgment, (j) 30% magnification.

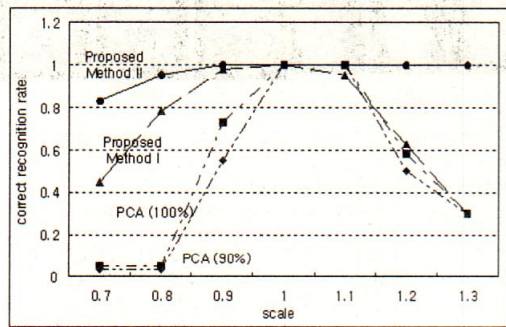


그림 13. ORL DB에서의 크기 변화에 대한 얼굴 인식률.
 Fig. 13. Face recognition for scale change with ORL DB.

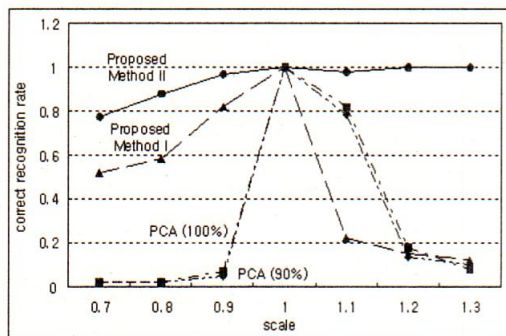


그림 14. AR DB에서의 크기 변화에 대한 얼굴 인식률.
 Fig. 14. Face recognition for scale change with AR DB.

본 논문에서 제안한 방법 I의 경우, 즉 0으로 채워진 일정한 크기의 영상을 사용할 때 수식 (4)에서의 상수 m 의 값에 대해 ORL DB의 경계 영상은 0.36, 다단계 이진 영상은 0.16, -0.24를 적용하였다. 그리고 AR DB도 마찬가지로 경계 영상은 0.77, 다단계 이진 영상은 0.37, -0.03을 사용하였다. 하지만 제안한 방법 II의 경우, 0으로 채우지 않고 실제의 영상 크기를 그대로 사용하기 때문에 밝기 및 명암도 변화 실험에서 사용했던 문턱치 관련 상수 값들을 그대로 적용하여 실험하였다. 그 결과, ORL DB에 대해서 PCA(고유 벡터 100% 사용)의 경우 크기 변화가 10% 축소, 20% 확대에서 인식률이 각각 73%, 53%로 급격하게 떨어지는 반면에 본 논문에서 제안한 방법 I은 각각 98%, 63%이며, 제안한 방법 II은 각각 100%, 100%의 인식률을 보였다. 또한 AR DB에 대해서도 PCA(고유 벡터 100% 사용)는 10% 축소, 20% 확대에서 인식률이 각각 7%, 18% 급강하나, 제안한 방법 I은 각각 82%, 15%이며, 제안한 방법 II은 97%, 100%의 결과를 보였다.

4. 회전 변화에 대한 얼굴 인식률

총 100명의 얼굴 영상에 대해서 10도 간격으로 반시계 방향으로 30도, 시계방향으로 30도 회전 변화시킨 영상을 가지고 실험하였으며, 이 또한 최근접 보간법(neighborhood interpolation)을 이용하였다. 그림 15는 원 영상과 회전 변화된 영상을 볼 수 있는데, -부호는 반시계 방향, +부호는 시계 방향을 나타낸다. PCA 방법은 학습된 영상의 크기와 새로 생성된 영상의 크기가 같아야 되기 때문에 크기 변화에 대한 실험과 마찬가지로 실제 영상 이외의 부분은 0으로 채워주었다.

그림 16과 그림 17은 ORL DB와 AR DB에 대해서 각각 원 영상 40장과 60장을 학습시킨 후에, 회전 변화를 가해서 새롭게 생성된 240장과 360장을 이용해서 실험한 결과이다. 그림에서 볼 수 있는 것처럼 본 논문에서 제안한 방법은 0으로 채워진 일정한 크기의 영상을 사용하기 때문에 수식 (4)에서의 상수 m 의 값으로 ORL DB에 대해서는 경계 영상은 0.36, 다단계 이진 영상을 만들 경우 0.16, -0.24를 적용하였다. 그리고 AR DB는 경계 영상은 0.77, 다단계 이진 영상은 0.37, -0.03을 사용하였다. 그 결과, ORL DB에 대해서 PCA(고유 벡터 100% 사용)는 반시계 방향으로 20도, 시계 방향으로 20도 회전 변화된 얼굴 영상의 인식률이 각각 40%, 55%로 급강하는 반

면에 본 논문에서 제안한 방법은 각각 98%, 95%를 유지하였다. 또한 AR DB에 대해서도 PCA(고유 벡터 100% 사용)는 반시계 방향으로 10도, 시계 방향으로 10도 회전 변화에서의 인식률이 각각 45%, 40% 급강하는데 반하여, 제안한 방법은 각각 85%, 83%의 결과를 보였다.

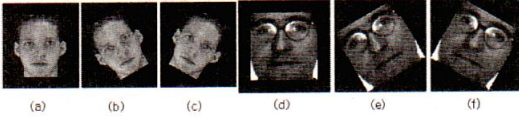


그림 15. 원 영상과 회전 변화로 생성된 영상.
 (a) 원 영상, (b) -30도 회전, (c) +30도 회전, (d) 원 영상, (e) -30도 회전, (f) +30도 회전.
 Fig. 15. Original image and images from rotation change.
 (a) Original image, (b) -30° rotation, (c) +30° rotation, (d) original image, (e) -30° rotation, (f) +30° rotation.

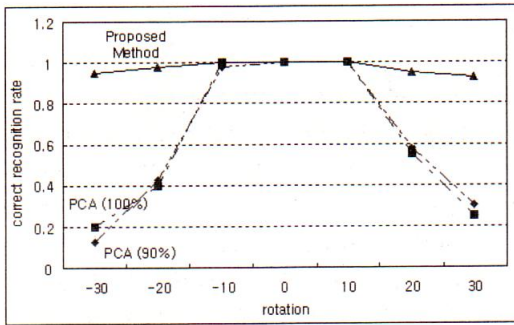


그림 16. ORL DB에서의 회전 변화에 대한 얼굴 인식률.
 Fig. 16. Face recognition for rotation change with ORL DB.

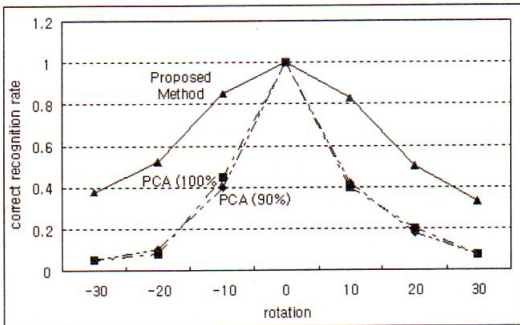


그림 17. AR DB에서의 회전 변화에 대한 얼굴 인식률.
 Fig. 17. Face recognition for rotation change with AR DB.

5. 위치 변화에 대한 얼굴 인식률

얼굴 영상 100장에 대해서 5화소 거리를 기본 단위로 해서 x 방향 및 y 방향으로 각각 10화소까지 위치 변화시킨 영상을 가지고 실험하였다. 그림 18은 원 영상과 위치 변화된 영상을 보여주며, 회전 변화와 마찬가지로 실제 영상 이외의 부분은 0으로 채워 주었다. 그림 19와 그림 20은 ORL DB와 AR DB에 대해서 각각 원 영상 40장과 60장을 학습시킨 후에, 위치 변화를 가해서 새롭게 생성된 240장과 360장을 이용해서 실험한 결과이다. 본 논문에서 제안한 방법은 회전 변화에서 사용했던 문턱치 관련 상수 값들을 그대로 적용하여 실험하였으며, 그 결과 ORL DB와 AR DB에 대해서 PCA(고유 벡터 100% 사용)는 x 방향으로 5화소, y 방향으로도 5화소를 동시에 위치 이동했을 때의 인식률이 각각 50%, 47%로 급격하게 떨어지는 반면에 본 논문에서 제안한 방법은 위치 변화에 대해서 항상 100%의 인식률을 유지하였다.

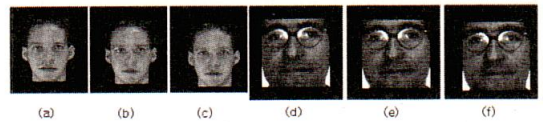


그림 18. 원 영상과 위치 변화로 생성된 영상.
 (a) 원 영상, (b) (5, 5) 이동, (c) (10, 10) 이동, (d) 원 영상, (e) (5, 5) 이동, (f) (10, 10) 이동.
 Fig. 18. Original image and images from translation change.
 (a) Original image, (b) (5, 5) translation, (c) (10, 10) translation, (d) original image, (e) (5, 5) translation, (f) (10, 10) translation.

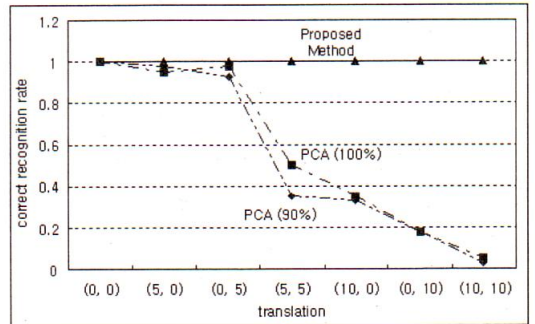


그림 19. ORL DB에서의 위치 변화에 대한 얼굴 인식률.
 Fig. 19. Face recognition for translation change with ORL DB.

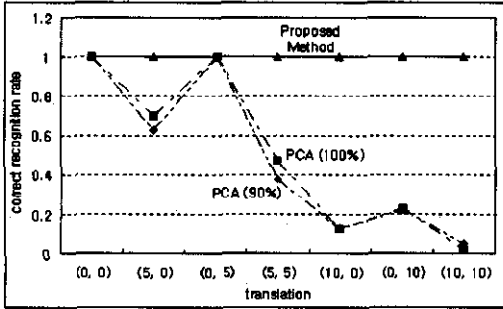


그림 20. AR DB에서의 위치 변화에 대한 얼굴 인식률.
Fig. 20. Face recognition for translation change with AR DB.

6. 종합적 실험 결과 분석

표 2와 표 3에서 지금까지 실험한 5가지 변화에 대한 ORL DB와 AR DB에 대한 실험 결과를 종합적으로 분석하여 보여준다. ORL DB의 경우, 밝기, 명암도, 크기, 회전, 위치 변화에 대하여 고유치 전체에 대해 100% 만큼 점유하는 고유벡터를 특징 벡터로 사용하는 39차원의 PCA 방법의 평균 인식률은 68.4%이고, 본 논문에서 제안한 17차원의 특징 벡터를 사용하는 얼굴 인식 방법의 평균 인식률은 93.2%로 보다 나은 성능을 보인다. 그리고 AR DB에 대해서는 고유치 전체에 대해 100% 만큼 점유하는 고유 벡터를 특징 벡터로 사용하는 59차원의 PCA 방법과 17차원의 제안한 방법의 평균 인식률은 각각 51.2%, 81.4%로서 제안한 방법의 인식 성능이 우수함을 확인하였다.

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

인식 방법 (특징 벡터의 차원)	PCA (24)	PCA (39)	제안한 방법 (17)
밝기 변화	81.3%	91.2%	98.9%
명암도 변화	71.7%	77.6%	93.4%
크기 변화	0 값 삽입	48.7%	53.0%
	실제 크기	-	-
회전 변화	63.1%	62.9%	97.3%
위치 변화	54.3%	57.3%	100.0%
5가지 변화에 대한 평균 인식률	63.8%	68.4%	93.2%

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

인식 방법 (특징 벡터의 차원)	PCA (31)	PCA (59)	제안한 방법 (17)
밝기 변화	65.3%	77.4%	95.8%
명암도 변화	54.7%	64.5%	86.4%
크기 변화	0 값 삽입	30.0%	31.3%
	실제 크기	-	-
회전 변화	31.7%	32.1%	63.0%
위치 변화	48.7%	50.7%	100%
5가지 변화에 대한 평균 인식률	46.1%	51.2%	81.4%

IV. 결론

본 논문에서는 변형 Otsu 이진화 방법과 Hu 모멘트를 이용하여 밝기, 명암도, 크기, 회전, 위치 변화에 강인한 얼굴 인식 방법을 제안하였다. 변형 Otsu 이진화 방법을 사용하여 얼굴 영상을 이진화 함으로써 얼굴의 주요한 형태를 나타내는 특징을 얻을 수 있었을 뿐만 아니라, 밝기 및 명암도에 강인한 특징 벡터를 추출할 수 있었다. 또한, 제안한 방법은 얼굴 영상의 경계 영상과 전체 얼굴 형태의 다단계 이진 영상으로부터 Hu 모멘트의 특징을 추출하기 때문에 크기, 회전, 위치 변화에도 강인한 특성을 갖는다. 기존의 PCA 방법과 제안한 방법을 비교 실험한 결과, 위에서 언급한 5가지 다양한 환경 변화에 대하여 PCA 방법의 평균 인식률은 ORL DB와 AR DB에 대해서 각각 68.4%와 51.2%이고, 제안한 방법의 평균 인식률은 각각 93.2%와 81.4%로서 제안한 방법의 인식 성능이 우수함을 확인하였다.

PCA 방법은 새로운 얼굴 데이터가 추가될 때마다 전체 DB와 함께 재학습시켜야 하는 단점이 있으나, 본 논문에서 제안하는 얼굴 인식 접근 방법은 새로운 얼굴 데이터를 추가하여 학습할 경우 단순히 새로운 얼굴 영상의 특징만을 추가하면 되기 때문에 기존의 전체 DB를 재학습할 필요가 없다. 이에 따라 제안한 얼굴 인식 방법은 추가되는 데이터에 대한 대응이 매우 간단하다는 장점이 있다.

향후 연구해야 할 과제로서는 변형 Otsu 이진화

방법을 사용하기 때문에 경계 영상과 다단계이진 영상을 만들 때 필요한 상수의 최적 값을 자동으로 결정할 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하며, 한 사람당 여러 얼굴 영상을 학습하는데 있어서 Fisher Linear Discriminant (FLD) 방법과의 결합에 대해서도 연구하고자 한다.

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] Chengjun Liu and Harry Wechsler, "Gabor Feature Based Classification Using the Enhanced Fisher Linear Discriminant Model for Face Recognition," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 11, no. 4, April 2002.

[6] Juwei Lu, Kostantinos N. Plataniotis, and Anastasios N. Venetsanopoulos, "Face Recognition Using LDA-Based Algorithms," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 14, no. 1, Jan. 2003.

[7] Juwei Lu, Kostantinos N. Plataniotis, and Anastasios N. Venetsanopoulos, "Face Recognition Using Kernel Direct Discriminant Analysis Algorithms," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 14, no. 1, Jan. 2003.

[8] Marian Stewart Bartlett, R. Movellan, and Terrence J. Sejnowski, "Face Recognition by Independent Component Analysis," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 13, no. 6,

Nov. 2002.

[9] 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.

[10] 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.

[11] 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.

[12] Chengjun Liu, and Harry Wechsler, "Independent Component Analysis of Gabor Features for Face Recognition," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 14, no. 4, 2003. 7.

[13] 이형지, 정재호, "Fisherface 알고리즘과 Fixed Graph Matching을 이용한 얼굴 인식," *전자공학회논문지*, 제 38권, SP편, 제 6호, 2001.

[14] H. J. Lee, W. S. Lee, and J. H. Chung, "Face recognition using fisherface algorithm And Elastic graph matching," in *Proc the International Conference on Image Processing*, pp. 998-1001, 2001.

[15] Chengjun Liu and Harry Wechsler, "Gabor Feature Based Classification Using the Enhanced Fisher Linear Discriminant Model for Face Recognition," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 11, no. 4, April 2002.

[16] 심영미, 장주석, 김종규, "Fourier 변환된 얼굴의 진폭스펙트럼의 Karhunen-Loeve 근사 방법에 기초한 변위불변적 얼굴인식," *전자공학회논문지*, 제 35권, C편, 제 3호, 1998.

[17] 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.

[18] J. Zhang, Y. Yan, and M. Lades, "Face Recognition: Eigenface, Elastic Matching, and Neural Nets," in *Proc of the IEEE*, vol. 85, no. 9, pp. 1422-1435, September 1997.

[19] 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.

- [20] 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.
- [21] Olivier de Vel and Stefan Aeberhard, "Line-Based Face Recognition under Varing Pose," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 10, Oct. 1999.
- [22] Ian Craw, Nicholas Costen, Takashi Kato, and Shigeru Akamatsu, "How Should We Represent Faces for Automatic Recognition," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 8, 1999. 8.
- [23] A. M. Martinez and R. Benavente, "The AR Face Database," *CVC Technical Report* no. 24, June 1998.
- [24] 김광섭, 이상목, 정동석, "윤곽선 방향의 히스토그램과 Sampled Spot Matching을 이용한 이치형상의 인식 알고리즘," *전자공학회논문지*, vol. 28, no. 10, pp. 69-77, 1992.
- [25] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histogram," *IEEE SMC-9*, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [26] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, New York Academic, 1972.
- [27] R. C. Gonzalez, P. Wintz, *Digital image processing*, Addison-Wesley, 1987.
- [28] Hyung Ji Lee and Jae Ho Chun, "Brightness, Contrast, Scaling, Rotation and Translation Invariant Feature Extraction by Multi-level Thresholding and Moment," submitted to *IEICE*, 2003.
- [29] M. K. Hu, "Pattern recognition by moment invariants," *Proc. IEEE*, vol. 49, no. 9, p. 1428, Sept. 1961.
- [30] M. K. Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," *IRE Transactions on Information Theory*, vol. 17-8, no. 2, pp. 179-187, Feb. 1962.

이형지(Hyung-Ji Lee)

준회원



1997년 2월 : 인하대학교 전자공학과 졸업
 1999년 2월 : 인하대학교 전자공학과 석사
 1999년 3월 ~ 현재 : 인하대학교 전자공학과 박사과정

<주관심분야> 얼굴인식, 패턴인식, 영상처리

정재호(Jae-Ho Chung)

정회원

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