

논문 2012-49CI-2-9

조명 변화 환경에서 이진패턴 영상을 이용한 얼굴인식 방법에 관한 연구

(A Study on Face Recognition Method based on
Binary Pattern Image under Varying Lighting Condition)

김 동 주*, 손 명 규*, 이 상 현**

(Dong-Ju Kim, Myoung-Kyu Sohn, and Sang-Heon Lee)

요 약

본 논문에서는 MCS-LBP 이진패턴 영상과 2D-PCA 알고리즘을 이용한 조명 변화에 강인한 얼굴인식 시스템에 대하여 제안한다. 이진패턴 변환은 기존의 얼굴인식 및 표정인식 분야에 사용되는 기법으로, 일반적으로 조명 변화에 강인한 특성을 갖는다. 이에 본 논문에서는 기존의 LBP보다 조명 변화에 더 강인한 MCS-LBP를 제안하고, 더불어 2D-PCA 알고리즘과 결합하는 얼굴인식 시스템을 제안한다. 제안하는 얼굴인식 방법의 성능평가는 기존의 다양한 이진패턴 변환 영상과 얼굴인식에 널리 사용되고 있는 PCA, LDA, 2D-PCA 및 가버영상의 ULBP 히스토그램 특징을 사용하여 수행하였다. 다양한 조명변화 환경에서 구축된 YaleB, extended YaleB, CMU-PIE 등의 공인 얼굴 데이터베이스를 이용하여 실험한 결과, 제안하는 MCS-LBP 영상과 2D-PCA 특징을 사용한 방법이 가장 우수한 인식 성능을 보였다.

Abstract

In this paper, we propose a illumination-robust face recognition system using MCS-LBP and 2D-PCA algorithm. A binary pattern transform which has been used in the field of the face recognition and facial expression, has a characteristic of robust to illumination. Thus, this paper propose MCS-LBP which is more robust to illumination than previous LBP, and face recognition system fusing 2D-PCA algorithm. The performance evaluation of proposed system was performed by using various binary pattern images and well-known face recognition features such as PCA, LDA, 2D-PCA and ULBP histogram of gabor images. In the process of performance evaluation, we used a YaleB face database, an extended YaleB face database, and a CMU-PIE face database that are constructed under varying lighting condition, and the proposed system which consists of MCS-LBP image and 2D-PCA feature show the best recognition accuracy.

Keywords : 이진패턴, 2D-PCA, 조명환경, 얼굴인식

I. 서 론

정보사회의 발전과 더불어 인간과 컴퓨터사이의 인

터페이스 기술이 점점 부각되면서 생체인식 기술에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 또한, 개인 정보의 중요성이 대두되면서 정보의 보안 및 관리, 개인의 신분 증명을 위한 방법으로 인간의 얼굴, 음성, 홍채, 지문, 서명, 정맥과 같은 생체 정보를 이용하는 기술이 연구되고 있다. 생체 정보는 개인마다 독특한 특징을 갖기 때문에 타인에게 도용되거나 모방되기 어렵고, 분실할 위험성이 적다는 장점을 갖는다. 그중에서 얼굴 인식은 생체 정보를 비접촉식으로 획득할 수 있고, 카메라를 이용하여 획득한 영상을 처리하기 때문에 사용자들에게

* 정회원, ** 정회원-교신저자, 대구경북과학기술원 IT 융합연구부

(Division of IT Convergence, Daegu Gyeongbuk Institute of Science & Technology)

※ 본 연구는 교육과학기술부에서 지원하는 대구경북 과학기술원 기관고유사업에 의해 수행되었습니다 (12-IT-03).

접수일자: 2011년2월16일, 수정완료일: 2012년3월5일

보다 많은 편의성을 제공할 수 있는 기술이다^[1]. 하지만, 얼굴인식은 동일한 사람의 얼굴이라도 조명, 표정, 포즈 등의 변화에 따라 매우 다른 영상으로 표현되기 때문에 인식 성능 저하의 문제점으로 나타난다. 특히, 다양한 조명 변화 환경에서 얼굴인식이 좋은 성능을 내도록 하는 것은 쉽지 않으며, 따라서 조명 변화의 영향을 줄이기 위한 연구가 수행되고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 접근 방법은 크게 조명 영향에 독립적인 얼굴 영상을 얻는 조명 정규화 전처리 방법^[2-6], 조명 변화에 강인한 특징추출 방법^[7-9] 및 얼굴 3차원 모델을 이용하는 방법^[10-12] 등이 연구되고 있다.

최근, 조명 변화에 강인한 얼굴인식 방법 중에 하나로 가버 영상과 LBP(Local Binary Pattern) 히스토그램을 이용한 방법이 있다^[13-15]. LBP^[16-18]는 조명변화에 강인한 전처리 방법으로 얼굴인식 및 표정인식 분야에서 소개되어, CBP(Centered Binary Pattern)^[19] 및 CS-LBP(Center Symmetric Local Binary Pattern)^[20] 등과 같은 다양한 형태의 이진패턴 변환 방법으로 발전하였다. 이에 본 논문에서는 기존의 이진패턴 변환 방법에 얼굴 영상의 그레디언트 성분을 보다 더 강조한 MCS-LBP(Modified Center Symmetric Local Binary Pattern)을 고안하였으며, 이를 2D-PCA 알고리즘으로 결합한 얼굴인식 시스템에 대하여 제안한다. 실험으로부터 제안하는 방법은 가버 영상과 LBP를 이용한 방법보다 높은 성능 향상을 보였으며, 이로부터 제안 방법이 조명 변화에 강인한 얼굴인식 방법임을 확인하였다.

II. 이진 패턴

1. Local Binary Pattern

LBP는 높은 식별력과 조명의 변화에 대한 내구성과 간단한 연산 때문에 시력검사, 이미지와 영상의 복구, 생체 이미지 분석, 대기의 이미지 분석과 센싱, 얼굴 영상 분석 및 인식 등 다양한 분야에 적용되고 있다.

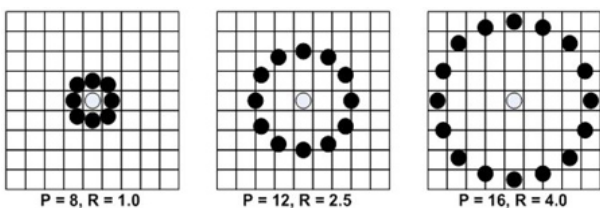


그림 1. LBP의 3가지 예시
Fig. 1. Three examples of LBP.

LBP는 수식 (1)과 같으며 현재 위치의 화소값과 이웃 화소값의 차이를 0과 1의 값으로 나타낸다. 여기서 P 와 R 은 각각 인접 화소의 수와 원의 반지름을 의미하며, g_c 와 g_p 는 중심 화소의 화소값 및 이웃 화소의 화소값을 각각 의미한다. 그림 1은 다양한 P 와 R 에 대한 LBP 예시를 도시하고 있다.

$$LBP(P, R) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c)2^p, \tag{1}$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

다해상도 LBP는 그림 1과 같이 비교할 점들의 위치가 중심 픽셀에 근접한 점이 아닌 두 칸 또는 그 이상의 칸만큼 떨어진 곳의 점들과 비교하는 것을 말한다. LBP는 조명에 민감하지 않은 영상 특징 변환의 한 방법으로써, 중앙 픽셀값을 기준으로 8개의 인접한 픽셀값들과 비교하여 구성되며, 그림 2와 같이 시계방향으로 중앙 픽셀값과 비교하여 크면 1, 그렇지 않으면 0의 값으로 변환한다. LBP는 8개의 인접한 픽셀들과 비교하여 구성되기 때문에 8비트로 표현되며, 0부터 255 사이의 값을 갖는다.

균일국부이진패턴(ULBP, Uniform LBP)은 LBP의 한 가지 변형으로서, 256가지 가능한 국부이진패턴 중에서 의미가 있는 패턴들만을 선택하여 사용하는 방법이다. 의미가 있는 패턴을 구분하는 기준은 한 점을 기준으로 한 칸씩 시계방향으로 비트가 바뀌는 현상이 2번 이하로 나타나는 패턴만을 균일국부이진패턴으로 사용한다. 그림 3은 균일국부이진패턴의 몇 가지 예를 보여준다. 256가지 국부이진패턴 중에서 58개의 패턴이 ULBP로

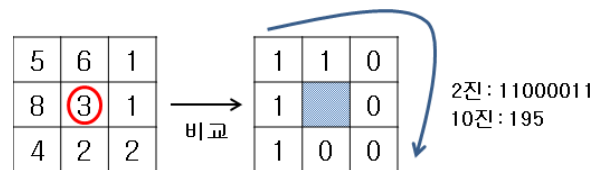


그림 2. 3x3 영역에서의 LBP 연산
Fig. 2. LBP operator in 3x3 blocks.

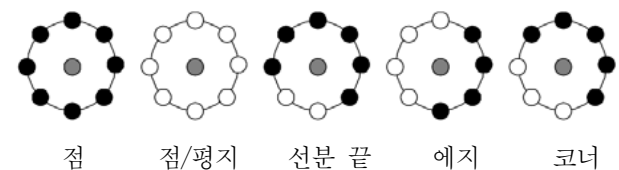


그림 3. 균일국부이진패턴
Fig. 3. Uniform LBP.

선택되고, 선택되지 않은 나머지 패턴들은 의미가 없는 패턴으로 구분한다.

일반적으로, 얼굴인식 분야에서 LBP 변환 영상은 블록단위의 축척 히스토그램을 얼굴 영상의 특징벡터로 사용한다. 그러나 이진패턴 기반의 얼굴인식 기술에서 LBP 변환 영상의 히스토그램을 직접 이용하는 방법보다는 가버 변환하여 얻은 영상들에 대하여 각각 균일국부이진패턴을 적용하고, 이진 변환된 영상의 축척 히스토그램을 특징벡터로 사용하는 방법이 일반적으로 널리 사용되고 있다^[13-15].

2. Center Symmetric Local Binary Pattern

얼굴 특징으로써 LBP는 블록 단위의 축척된 히스토그램을 사용하므로 특징벡터의 차원이 크며, 이는 인식 과정에서 많은 계산량이 요구된다. 이러한 특징벡터의 높은 차원 문제를 해결하기 위하여, 최근 LBP의 변형된 형태인 CBP^[19] 및 CS-LBP^[20] 등과 같은 이진패턴에 관한 연구가 얼굴인식 및 표정인식 분야에 제안되었다.

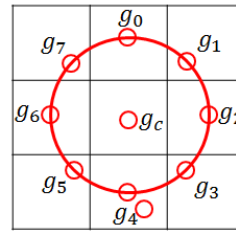
LPB가 중심화소와 각각의 이웃화소들과 비교하는 것과는 달리, CBP는 중심화소의 영향을 고려한 이진패턴 변환 방법이다. CBP의 3x3 블록에 대한 기본적인 구성은 그림 4와 같이 도시되며, 일반적으로 수식 (2)로 표현된다. CBP는 중심화소를 중심으로 대칭하고 있는 이웃화소들, 즉 g_0 는 g_4 와, g_1 과 g_5 , g_2 와 g_6 , g_3 와 g_7 을 각각 비교하고, 전체화소의 평균값 g_T 와 중심화소 g_c 를 비교하여 이진패턴을 생성하는 방법이다. 수식 (2)와 같이 화소간의 비교 결과에 따라 0 또는 1의 이진값을 얻고, 각각의 이진 값에 2^0 부터 2^4 가중치를 두어 최종적으로 중심 화소에 대한 CBP 값을 계산한다. 단, 수식 (2)에서 T 는 사용자 정의에 따라 정할 수 있는 임계값을 의미하며, 본 논문에서는 0의 값을 사용하였다.

$$CBP(P, R) = \sum_{p=0}^{(P/2)-1} s(g_p - g_{p+(P/2)})2^p + s(g_c - \frac{1}{P+1}(\sum_{p=0}^{P-1} g_p + g_c))2^{M/2},$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & |x| \geq T \\ 0 & |x| < T \end{cases}$$

(2)

CS-LBP는 CBP에서 중심화소와 평균값의 비교 과정을 수행하지 않고, 중심화소를 기준으로 대칭되는 이웃화소들과의 비교만을 수행하는 CBP의 변형된 방법으로



$$CBP(8, 1) = s(g_0 - g_4)2^0 + s(g_1 - g_5)2^1 + s(g_2 - g_6)2^2 + s(g_3 - g_7)2^3 + s(g_c - g_T)2^4,$$

$$g_T = (g_0 + g_1 + \dots + g_7 + g_c) / 9$$

그림 4. CBP(8,1) 연산
Fig. 4. CBP(8,1) operator.

수식 (3)과 같이 계산된다. 이때, CS-LBP에서의 가중치는 2^0 부터 2^3 까지므로 최대값은 15가 된다. LBP의 최대값이 255인 것에 반해 CBP는 31, CS-LBP는 15의 값을 갖는 것은 기존의 이진패턴 히스토그램을 이용한 얼굴인식 방법에 있어서, CBP 및 CS-LBP가 히스토그램 특징벡터 차원을 줄일 수 있다는 특징을 갖는다.

$$CS-LBP(P, R) = \sum_{p=0}^{(P/2)-1} s(g_p - g_{p+(P/2)})2^p,$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & |x| \geq T \\ 0 & |x| < T \end{cases}$$

(3)

III. 얼굴 인식 알고리즘

1. Principal Component Analysis

PCA(Principal Component Analysis, 주성분분석)는 영상압축 분야에서 연구되어 온 KL(Karhunen-Loeve) 변환을 1987년 Kirby와 Sirovich가 얼굴영상을 표현하는 방법으로 소개되어 패턴인식 분야에 사용되고 있는 방법이다^[21-22]. 주성분분석 방법은 본질적으로 1차원 데이터에 사용할 수 있으므로, 2차원 데이터인 얼굴 영상에 이를 적용하려면 입력 데이터를 1차원 벡터의 형태로 변형시킨 후 사용해야 한다. 먼저, 2차원 데이터인 얼굴 영상에 주성분분석 방법을 적용하기 위하여 크기가 $n \times n$ 인 N 개의 얼굴 영상을 크기가 $n^2 \times 1$ 인 1차원 벡터 $I_K, 1, 2, \dots, N$ 로 변형시킨다. 다음으로 수식 (4)와 같이 얼굴 영상에 대한 평균 영상 Ψ 를 구하고, 각각의 얼굴 영상에서 평균 영상을 제거한 차이영상 Φ_K 을 수식 (5)과 같은 방법으로 계산한다.

$$\Psi = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_K$$

(4)

$$\Phi_K = I_K - \Psi, \quad K = 1, 2, \dots, N$$

(5)

다음으로 N 개의 차이 영상 Φ_K 를 사용하여 주성분분석법에 의해 주어진 얼굴 영상들의 분포를 가장 잘 나타내는 N 개의 정규직교벡터 u_k 를 계산한다. u_k 는 얼굴 영상 Φ_K 의 공분산 행렬의 고유벡터를 계산함으로써 구할 수 있으며, 공분산 행렬은 C 로 수식 (6)과 같은 방법으로 계산한다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Phi_n \Phi_n^T \quad (6)$$

공분산행렬 C 의 고유벡터를 원래의 영상 표현인 $n \times n$ 의 크기로 재배열하면 얼굴 영상과 닮아있게 되는데, 이 고유벡터 u_k 을 일반적으로 고유 얼굴이라 한다. 고유 얼굴 u_k 을 계산하면 임의의 얼굴 영상 I 에 대한 가중치 벡터 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 는 수식 (7)로 구할 수 있으며, 가중치 벡터는 얼굴영상 I 에 대한 특징벡터로 사용된다.

$$y = u_k^T(I - \Psi), \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

2. Linear Discriminant Analysis

LDA(Linear Discriminant Analysis, 선형판별분석)은 PCA의 경우처럼 분산을 최대화하는 투영 축을 찾기보다는 클래스간 분산(between-class scatter)과 클래스내 분산(within-class scatter)의 비가 최대가 되는 최적의 투영 축을 찾는 방법이다^[23-24]. 일반적으로 LDA는 PCA 특징에 대하여 수행되며, N 개의 PCA 학습 벡터 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 가 C 개 클래스로 구성될 경우, 클래스간 분산 S_B 와 클래스내 분산 S_W 은 수식 (8)과 (9)로 각각 정의된다.

$$S_B = \sum_{i=1}^C N_i (m_i - \bar{m})(m_i - \bar{m})^T \quad (8)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{y_k \in C_i} (y_k - m_i)(y_k - m_i)^T = \sum_{i=1}^C S_{W_i} \quad (9)$$

여기서 N_i 는 i 번째 클래스 C_i 에서의 벡터 개수, \bar{m} 는 모든 벡터의 평균, m_i 는 i 번째 클래스 C_i 에 포함되는 벡터들의 평균, S_{W_i} 는 클래스 C_i 의 공분산 행렬을 의미한다. 이때, LDA의 최적 투영행렬 W_{LDA} 는 수식 (10)과 같이 클래스내 분산 행렬에 대한 클래스간 분산 행렬의 비를 최대화하는 정규직교하는 축으로 구성되는

행렬로 선택된다.

$$W_{LDA} = \operatorname{argmax}_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (10)$$

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

여기서, w_i 는 가장 큰 $C-1$ 개의 일반화된 고유치에 대응하는 고유벡터를 의미한다. 최종적으로 임의의 얼굴 영상에 대한 LDA 특징벡터는 PCA 특징을 LDA의 고유 벡터 행렬, W_{LDA} 에 투영함으로써 얻어진다.

3. Two-Dimensional PCA

기존의 PCA는 2차원 영상을 1차원 벡터로 변환하여 공분산 행렬을 구하기 때문에 공분산 행렬의 차원이 매우 높게 되고, 이에 따라 고유 벡터를 계산하는데 많은 계산량이 요구된다. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 공분산 행렬을 1차원 벡터로 변환하는 과정없이 2차원 영상을 직접 사용하는 2D-PCA(Two-Dimensional Principal Component Analysis)^[25-26] 방법이 제안되었다. 2D-PCA는 PCA보다 공분산 행렬의 크기가 매우 작으므로 관련된 고유벡터를 계산하는데 연산량 측면에서 매우 효율적이며, PCA보다 향상된 얼굴인식 성능을 보이는 것으로 알려져 있다. 2D-PCA는 2차원 영상 행렬 형태로 간주하고, 다음과 같은 과정으로 처리된다.

얼굴영상 크기가 $m \times n$ 인 이미지 행렬을 A 라 하고, 행들이 서로 정규직교하는 행렬을 $X \in R^{n \times d}$, $n \geq d$ 라 하자. 이미지 행렬 A 가 X 축에 투영된다면, $m \times d$ 의 행렬은 $Y = AX$ 로 계산된다. 이때, 2D-PCA는 최적의 투영 행렬 X 를 결정하는데, 이미지 행렬 샘플의 분산을 사용한다. N 개의 학습 영상 샘플을 A_k ($k = 1, 2, \dots, N$)라 하고, 학습 샘플들의 평균이미지를 $\bar{A} = 1/N \sum_k A_k$ 라 하자. 학습 얼굴 영상들의 이미지 공분산 행렬 G 는 수식 (12)로 계산된다.

$$G = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (A_k - \bar{A})^T (A_k - \bar{A}) \quad (12)$$

이때, 최적의 투영 행렬 X_{opt} 는 최대 고유치를 갖는 공분산 행렬 G 의 d 개의 고유벡터로 X_1, X_2, \dots, X_d 로 구성된다. 공분산 행렬 G 는 단지 $n \times n$ 의 크기를 가지므로

고유벡터 X_{opt} 는 매우 효율적으로 계산될 수 있다. 고유 벡터 X 는 $n \times d$ 차원의 행렬이므로, 주어진 얼굴 영상 $A(m \times n)$ 의 특징벡터 $Y_k(m \times d)$ 는 수식 (13)과 같이 고유벡터의 축에 투영함으로써 계산된다.

$$Y_k = (A - \bar{A})X_k, k = 1, 2, \dots, d \quad (13)$$

PCA와 LDA의 얼굴 특징은 1차원 벡터의 형태를 갖는 반면, 2D-PCA는 2차원의 행렬 형태로 구성되는 특성을 갖는다. 그러므로 본 논문에서는 얼굴인식 과정에서 PCA와 LDA는 일반적인 1차원 벡터에 대한 유클리디언 거리를 이용하고, 2D-PCA는 수식 (14)로 표현되는 유클리디언 거리를 사용하였다.

$$d(Y^{train}, Y^{test}) = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^d (y_{i,j}^{train} - y_{i,j}^{test})^2} \quad (14)$$

단, 수식 (14)에서 Y^{train} 과 Y^{test} 는 각각 학습 및 테스트에 사용되는 2D-PCA 특징 벡터를 의미한다.

4. Gabor Wavelet

가버 필터는 유용한 주파수 대역 분해 방법으로서 객체에서 특정 스케일과 방향에 따른 국소 주파수 대역의 에너지를 추출할 수 있게 한다. 공간의 지역화, 방향 선택성, 공간 주파수 선택성, 그리고 직교 위상 관계 속성을 나타내는 가버 웨이브릿은 최근에 얼굴 영상의 특징 파라미터로써 다양하게 사용되고 있다^[27]. 본 논문에서 사용한 가버 웨이브릿 (커널, 필터)은 수식 (15)와 같이 표현된다.

$$\psi_{\mu,\nu}(z) = \frac{\|k_{\mu,\nu}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|k_{\mu,\nu}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}} \left[e^{ik_{\mu,\nu}z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right] \quad (15)$$

여기서, μ 와 ν 는 각각 가버 커널의 방향과 스케일로 정의되고, $z = (x, y)$, $\| \cdot \|$ 은 놈 연산자, 그리고 웨이브 벡터 $k_{\mu,\nu}$ 는 수식 (16)과 같이 정의된다.

$$k_{\mu,\nu} = k_\nu e^{i\phi_\mu} \quad (16)$$

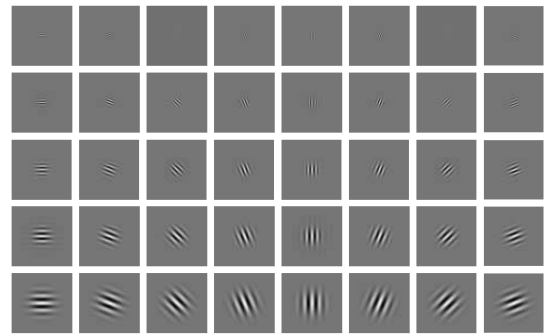
단, $k_\nu = k_{max} / f^\nu$, $\phi_\mu = \pi\mu / 8$ 이며, k_{max} 는 최대주파수, f 는 주파수 영역에서 커널들 간의 거리 인자를 의미한다.

수식 (15)에서 가버 커널의 집합은 하나의 필터, mother 웨이브릿, 그리고 웨이브 벡터 $k_{\mu,\nu}$ 를 통한 스

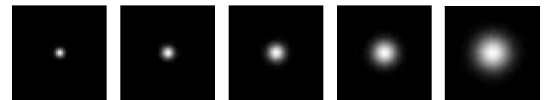
케일링과 회전에 의해서 생성 될 수 있기 때문에 모두가 서로 유사하다. 본 논문에서는 5개 다른 스케일, $\nu \in \{0, \dots, 4\}$ 와 8방향, $\mu \in \{0, \dots, 7\}$ 의 가버 웨이브릿을 사용하였다. 그림 5는 5 스케일과 8 방향에서의 가버 커널 실수부분과 진폭을 보여준다. 커널들은 사용자의 목표가 얼굴 분류를 위한 지역적이고 차별적인 특성을 얻는 것일 때, 그들이 영상 특징 추출에 대한 적합한 선택을 하도록 하는 공간 지역성과 방향 선택성의 바람직한 특성을 나타낸다.

영상의 가버 웨이브릿 변환은 수식 (17)에 정의된 것처럼 가버 커널과 영상의 컨벌루션으로 표현된다. $I(x, y)$ 를 영상의 그레이 레벨 분포라 하면, I 의 컨벌루션 출력과 가버 커널 $\psi_{\mu,\nu}$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$O_{\mu,\nu}(z) = I(z) * \psi_{\mu,\nu}(z) \quad (17)$$



(a) 가버 커널 (Gabor kernel)



(b) 가버 커널의 진폭 (Magnitude of gabor kernel)

그림 5. 가버 웨이브릿
Fig. 5. Gabor wavelet.

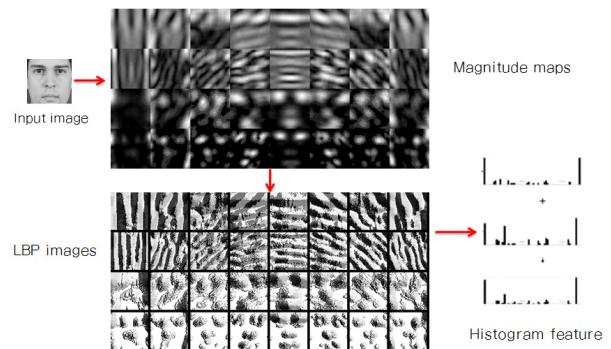


그림 6. 가버 변환과 ULBP 히스토그램 특징벡터
Fig. 6. Gabor transform and histogram feature vector of ULBP.

여기서 $z = (x, y)$, 그리고 $*$ 는 컨벌루션 연산자를 나타낸다.

본 논문에서 가버 웨이브릿 변환을 이용한 얼굴 인식 방법은 다음과 같다. 그림 6과 같이 주어진 얼굴 영상에 대해서 가버 필터를 수행하고 서로 다른 스케일과 방향에 대한 진폭 영상을 얻는다. 이렇게 변환된 각각의 진폭 영상들에 대하여, 각각의 ULBP 영상을 얻는다. 각각의 ULBP 영상에 대하여 블록 히스토그램을 계산하고, 이러한 히스토그램들을 연결하여 최종적으로 얼굴 영상의 특징벡터를 추출한다. 이렇게 얻어진 학습 및 테스트 히스토그램 특징벡터는 유클리디언 거리를 비교하여 얼굴 인식을 수행한다.

IV. MCS-LBP와 2D-PCA를 이용한 얼굴인식

본 논문은 조명변화 환경에서 MCS-LBP 이진 변환 전처리가 수행된 얼굴 영상에 직접 2D-PCA 알고리즘을 적용하는 얼굴인식 시스템을 제안한다. 기존의 얼굴인식 및 표정인식 분야에서 LBP 기반의 전처리는 LBP 변환 영상에 대한 히스토그램을 추출하여 이를 특징벡터를 사용하는 연구들이 주로 수행되어 왔다. LBP 기반 얼굴인식 방법의 대표적인 예로는 LBP 변환 영상의 히스토그램을 특징으로 사용하는 접근방법^[28-33]들이 주류를 이루고 있으며, 최근에는 가버 웨이브릿 변환 영상과 LBP 변환을 혼합하여 사용하는 방법이 좋은 성능을 보이는 것으로 알려져 있다^[13-15]. 위와 같이 기존의 연구들은 대부분 LBP 변환 영상에 대한 히스토그램을 기반으로 수행되고 있다.

반면, 본 논문에서 제안하는 방법은 이진패턴으로 변환된 영상에 2D-PCA를 직접 적용하여 특징벡터를 추출하고, 이를 NN(Nearest Neighbor) 분류기로 얼굴 인식을 수행하는 것이다. 특히, 이진패턴 영상으로의 변환 과정에 있어, 본 논문에서는 3×3 블록에 대하여 수식 (18)로 표현되는 CS-LBP의 변형된 형태인 MCS-LBP를 제안한다. MCS-LBP는 중심화소를 기준으로 대칭되는 주변화소 값들을 비교하는 방식은 CS-LBP와 동일하나, 가중치의 중요도를 대각으로 대칭되는 성분보다 더 부여하는 점은 CS-LBP와 다르다. 이는 얼굴영상의 에지 성분이 수평 혹은 수직 방향보다 대각 방향으로의 그레이던트 성분을 보다 더 강조하기 위함이다. 제안하는 얼굴 인식 시스템은 이진패턴 변환을 전처리로 수행함으로써 일차적으로 조명에 대한 영향을 감소

할 수 있으며, 또한 2D-PCA가 영상의 각 라인에 대한 로컬 특징이므로 PCA나 LDA등의 글로벌 특징들보다 조명에 덜 민감한 특성을 갖는다. 더불어, 본 논문에서 제안하는 시스템은 연산량 측면에서 PCA 및 LDA 보다 효율적이며, 가버 웨이브릿 기반의 히스토그램 특징 차원보다 작기 때문에 실시간 얼굴인식 시스템으로 구현될 수 있다는 장점을 갖는다.

$$MCS-LBP(8, 1) = s(g_0 - g_4)2^0 + s(g_2 - g_6)2^1 + s(g_1 - g_5)2^2 + s(g_3 - g_7)2^3, \quad (18)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & |x| \geq T \\ 0 & |x| < T \end{cases}$$

V. 실험 및 결과

1. 실험 환경

제안하는 얼굴인식 방법이 조명 변화 환경에 대하여 강인하고 효율적인지의 여부를 평가하기 위하여, 본 논문에서는 YaleB 얼굴 데이터베이스, extended YaleB 얼굴 데이터베이스 및 CMU-PIE 얼굴 데이터베이스를 성능평가 실험에 사용하였다. YaleB 얼굴 데이터베이스는 다양한 포즈와 조명 변화 환경에서 얼굴인식 알고리즘의 성능평가를 위해 구축된 공인 데이터베이스로써, 본 논문에서는 10명의 사람에 대한 정면 포즈의 64개 조명변화 환경에서 구축된 640장의 영상을 실험에 사용하였다. 더불어, extended YaleB 얼굴 데이터베이스는 동일한 조건에서 28명에 대하여 추가적으로 구축된 데이터베이스로 정면포즈에 대한 1,774개의 영상을 실험에 사용하였다. CMU-PIE 얼굴데이터 베이스는 다양한 포즈 및 조명변화 환경에서 68명에 대하여 구축된 데이터베이스로써, 본 논문에서는 정면 포즈의 21개 조명변화에 대한 1,425개의 얼굴영상을 성능평가 실험에 사용하였다.

실험에 사용한 YaleB, extended YaleB 및 CMU-PIE 데이터베이스의 얼굴영역은 사용자가 직접 관련 영역을 마킹하고, 그레이 변환과 90×80 의 정규화 과정을 거쳐 인식 실험에 사용하였다. 그림 7과 8은 각각 YaleB 얼굴 데이터베이스와 CMU-PIE 얼굴 데이터베이스의 샘플 영상을 보여주고 있다. 성능평가는 그림 7과 8의 학습영상을 3장 또는 5장으로 변화하여 실험에 사용하였다. 학습영상이 3장일 경우는 그림 7과 8의 학습영상에서 처음의 3장을 사용하였음을 의미하며, 학습영상은 조명의 변화가 거의 없는 영상을 사용하였다.



그림 7. YaleB 데이터베이스의 샘플영상
Fig. 7. Sample images of YaleB database.



그림 8. CMU-PIE 데이터베이스의 샘플영상
Fig. 8. Sample images of CMU-PIE database.

2. 실험 결과

얼굴인식 성능 평가는 원본영상과 히스토그램 평활화, LBP, CBP, CS-LBP, MCS-LBP 등의 전처리된 영상에 대하여 PCA, LDA 및 2D-PCA 알고리즘으로 인식 실험을 수행하였고, 특히 원본영상과 히스토그램 평활화 영상은 성능 비교를 위하여 가버영상과 ULBP를 알고리즘을 이용한 실험에 추가적으로 사용되었다. 그림 9는 다양한 조명 변화 환경에서 입력 영상에 다양한 이진 변환을 적용한 결과 영상을 보여준다. 그림에서 보는 바와 같이 다양한 밝기 변화에도 이진패턴 결과값이 유사하게 나타나는데, 이로부터 이진패턴 변환이 조명 변화에 강인한 특징을 가짐을 알 수 있고, 또한 조명 변화에 대응하기 위한 전처리 과정이 생략되어도 효과적으로 얼굴 정보를 나타낼 수 있음을 알 수 있다.

본 논문에서 제안하는 얼굴인식 방법의 효용성을 입증하기 위하여, 성능평가는 각각의 데이터베이스에 대



그림 9. 다양한 이진패턴 영상의 예시
Fig. 9. Example of various binary pattern images.

하여 학습영상을 3장과 5장으로 변화하여 실험을 수행하였다. 이때 테스트 영상은 학습영상을 제외한 나머지 영상을 이용하였다. 다음은 각각의 데이터베이스에 따른 성능평가 결과이다.

가. YaleB 얼굴 데이터베이스

YaleB 얼굴 데이터베이스를 이용한 성능평가는 10명에 대한 총 640장의 영상을 이용하여 수행되었다. 학습영상은 개인별로 조명변화가 거의 없는 3장 또는 5장의 영상을 이용하였고, 나머지 영상은 인식을 평가에 사용하였다. 그림 10과 그림 11은 히스토그램 평활화 및 이진패턴 변환 영상을 입력으로 하여 PCA, LDA, 2D-PCA 알고리즘으로 수행한 인식 결과이다. 그림 10과 11은 각각 학습영상을 3장과 5장으로 사용할 경우이며, 각 특징벡터의 차원에 따른 인식률을 보이고 있다. 실험 결과, 학습영상이 3장일 경우에 LBP+PCA, LBP+2D-PCA, MCS-LBP+PCA, MCS-LBP+2D-PCA의 접근 방법이 각각 90.98%, 99.02%, 97.87%, 99.67%의 인식률로 높은 성능을 보였다. 마찬가지로, 학습영상이 5장일 경우에는 LBP+PCA, LBP+2D-PCA, MCS-LBP+PCA, MCS-LBP+2D-PCA의 접근 방법이

각각 92.71%, 99.49%, 98.47%, 99.83%로써 높은 인식 성능을 보였다(표 1, 2 참고). 특히, YaleB 데이터베이스의 경우에 MCS-LBP+2D-PCA 방법이 가장 우수한 성능을 보였으며, 더불어 LBP 및 MCS-LBP 전처리 영상이 조명변화에 강인한 이진패턴 변환임을 확인 할 수 있었다.

표 1. 학습영상이 3장일 경우, YaleB 데이터베이스에 대한 최대 인식률

Table 1. Maximum recognition rates against YaleB database in case of using 3 training images.

	PCA	LDA	2D-PCA	Gabor+ULBP
원본영상	48.03%	46.56%	47.87%	65.90
히스토그램 평활화	72.95%	58.69%	70.16%	77.70
LBP	90.98%	79.84%	99.02%	X
CBP	68.03%	52.30%	84.26%	X
CS-LBP	75.08%	59.18%	84.26%	X
MCS-LBP	97.87%	77.54%	99.67%	X

표 2. 학습영상이 5장일 경우, YaleB 데이터베이스에 대한 최대 인식률

Table 3. Maximum recognition rates against YaleB database in case of using 5 training images.

	PCA	LDA	2D-PCA	Gabor+ULBP
원본영상	45.93%	46.27%	45.42%	65.42
히스토그램 평활화	71.19%	68.14%	67.97%	79.49
LBP	92.71%	75.08%	99.49%	X
CBP	74.75%	63.05%	87.12%	X
CS-LBP	78.81%	56.44%	88.14%	X
MCS-LBP	98.47%	87.12%	99.83%	X

나. Extended YaleB 얼굴 데이터베이스

Extended YaleB 얼굴 데이터베이스를 이용한 성능 평가는 38명에 대한 총 2,414장의 영상을 이용하여 수행되었다. 여기서 10명에 대한 640장은 YaleB, 28명에 대한 1,774장은 extended YaleB 데이터베이스를 사용하여 구성하였다. 학습영상은 개인별로 조명변화가 거의 없는 3장 또는 5장의 영상을 이용하였고, 나머지 영상은 성능평가에 테스트 영상으로 사용하였다. YaleB 데

이터베이스의 경우와 유사하게, extended YaleB 데이터베이스를 가지고 수행한 실험 결과는 그림 12와 13에 나타나 있다. 실험 결과, 학습영상이 3장일 경우에 LBP+2D-PCA와 MCS-LBP+2D-PCA의 접근 방법이 각각 90.42%, 94.05%의 인식률을 보였으며, 학습영상이 5장일 경우에도 LBP+2D-PCA 및 MCS-LBP+2D-PCA 접근 방법이 94.20%와 96.70%의 인식 결과를 보였다(표 3, 4 참고). YaleB 데이터베이스를 이용한 인식 실험 결과와는 다르게, PCA 알고리즘에 대한 인식 성능은 2D-PCA의 경우보다 낮았으며, 이로부터 2D-PCA 알고리즘의 로컬 특징벡터가 조명에 좀 더 강인한 것을 확인할 수 있었다.

표 3. 학습영상이 3장일 경우, extended YaleB 데이터베이스에 대한 최대 인식률

Table 3. Maximum recognition rates against extended YaleB database in case of using 3 training images.

	PCA	LDA	2D-PCA	Gabor+ULBP
원본영상	33.91%	34.81%	34.25%	58.67%
히스토그램 평활화	50.56%	33.91%	50.47%	67.08%
LBP	69.80%	51.42%	90.42%	X
CBP	46.85%	33.78%	68.25%	X
CS-LBP	56.08%	44.00%	70.62%	X
MCS-LBP	82.66%	64.62%	94.05%	X

표 4. 학습영상이 5장일 경우, extended YaleB 데이터베이스에 대한 최대 인식률

Table 4. Maximum recognition rates against extended YaleB database in case of using 5 training images.

	PCA	LDA	2D-PCA	Gabor+ULBP
원본영상	31.85%	44.42%	32.51%	57.67%
히스토그램 평활화	50.40%	53.21%	50.62%	66.10%
LBP	73.24%	60.26%	94.20%	X
CBP	51.03%	46.65%	73.77%	X
CS-LBP	61.28%	49.82%	76.22%	X
MCS-LBP	85.64%	73.64%	96.70%	X

다. CMU-PIE 얼굴 데이터베이스

CMU-PIE 얼굴 데이터베이스를 이용한 성능평가는 68명에 대한 총 1,425장의 영상을 이용하여 수행되었으며, 학습영상이 3장, 5장일 경우, 특징벡터 차원에 따른 실험 결과를 그림 14와 15에 각각 나타내었다. 실험 결과, extended YaleB 데이터베이스의 경우와 유사하게 MCS-LBP+2D-PCA 접근 방법이 3장일 경우 90.77%, 5장일 경우 93.01%로써 가장 높은 인식 성능을 보였다 (표 5, 6 참고).

표 5. 학습영상이 3장일 경우, CMU-PIE 데이터베이스에 대한 최대 인식률

Table 5. Maximum recognition rates against CMU-PIE database in case of using 3 training images.

	PCA	LDA	2D-PCA	Gabor+ULBP
원본영상	15.44%	34.40%	17.16%	52.77%
히스토그램 평활화	31.62%	46.98%	31.62%	79.24%
LBP	29.41%	23.28%	87.17%	X
CBP	21.32%	17.08%	79.33%	X
CS-LBP	59.01%	40.77%	83.82%	X
MCS-LBP	71.49%	62.50%	90.77%	X

표 6. 학습영상이 5장일 경우, CMU-PIE 데이터베이스에 대한 최대 인식률

Table 6. Maximum recognition rates against CMU-PIE database in case of using 5 training images.

	PCA	LDA	2D-PCA	Gabor+ULBP
원본영상	27.50%	65.72%	29.69%	71.96%
히스토그램 평활화	58.27%	80.88%	65.72%	87.88%
LBP	36.76%	34.01%	91.63%	X
CBP	22.98%	25.09%	83.00%	X
CS-LBP	59.74%	59.01%	86.40%	X
MCS-LBP	77.21%	73.71%	93.01%	X

라. 요약

본 논문에서는 다양한 전처리 및 이진패턴 영상을 이용하여 조명변화에 강인한 얼굴인식 방법에 대하여 연구하였다. 조명 변화 환경에서 구축된 YaleB, extended

YaleB, CMU-PIE 등의 공인 데이터베이스를 이용하여 제안 시스템의 성능평가를 수행하였고, YaleB 데이터베이스에 대한 실험 결과를 표 1, 2에, extended YaleB 데이터베이스에 대한 실험 결과를 표 3, 4에, CMU-PIE 데이터베이스에 대한 실험 결과를 표 5, 6에 정리하였다. 표에서의 인식률은 특징벡터의 차원 중에 최대 인식률을 갖는 차원에서의 인식 결과를 나타낸다.

표 1부터 표 6까지의 인식 결과를 살펴보면, 대부분의 경우 LBP와 MCS-LBP 이진패턴 영상에 PCA와 2D-PCA를 적용한 경우에 좋은 성능을 보이고 있다. 반면, 원본영상, 히스토그램 평활화 영상, CBP 영상, 그리고 CS-LBP 영상의 경우, 대부분의 데이터베이스에서 낮은 성능을 보이고 있다. 더불어, LBP보다는 MCS-LBP 이진패턴 영상이, PCA보다는 2D-PCA 알고리즘이 더 나은 인식 성능을 보이고 있다. 결론적으로, 모든 데이터베이스 경우에 대하여 대각 방향으로의 그레디언트 성분을 강조하는 MCS-LBP 변환 영상과 2D-PCA 알고리즘을 이용한 방법이 가장 우수한 성능을 보임을 알 수 있다. 더불어, 가버 영상에 ULBP를 적용하고 히스토그램을 특징벡터로 사용하는 얼굴인식 방법에 대한 실험 결과를 각각의 표에 추가적으로 나타내었다. 가버 영상에 ULBP를 적용한 실험은 원본영상과 히스토그램 평활화를 수행한 영상의 경우에 대해서만 수행하였고, 실험 결과, 모든 데이터베이스에 대하여 제안 방법보다 낮은 인식 성능을 보였다. 즉, 제안하는 MCS-LBP 영상과 2D-PCA 알고리즘을 이용하는 방법은 가버 영상과 ULBP를 이용하는 방법보다, YaleB 데이터베이스의 경우에 21.97%와 20.34%의 성능향상을 보였고, extended YaleB 데이터베이스의 경우에는 26.97%와 30.60%, CMU-PIE 데이터베이스의 경우에는 11.53%와 5.13%의 성능 향상을 보였다.

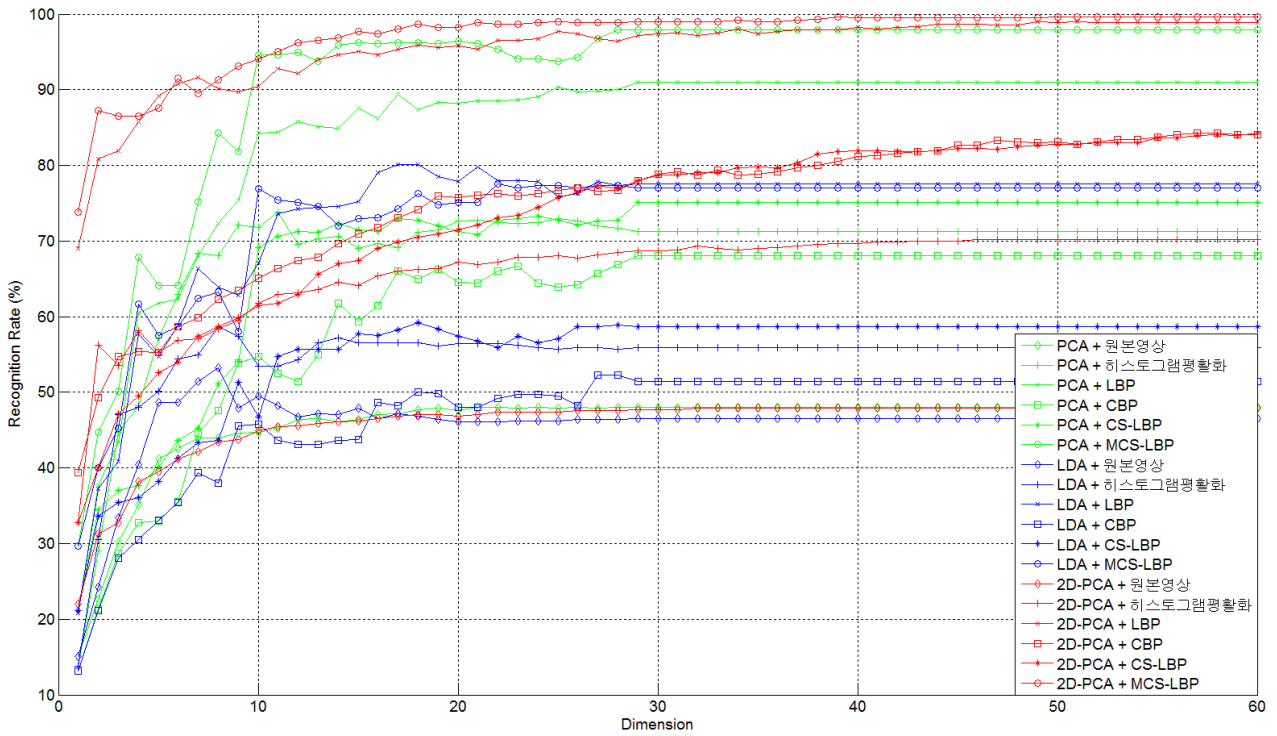


그림 10. 학습영상 3장을 사용할 경우, 특징 차수에 따른 얼굴 인식률 (YaleB 데이터베이스)

Fig. 10. Face recognition rates along with feature dimensions when using 3 training images (YaleB Database).

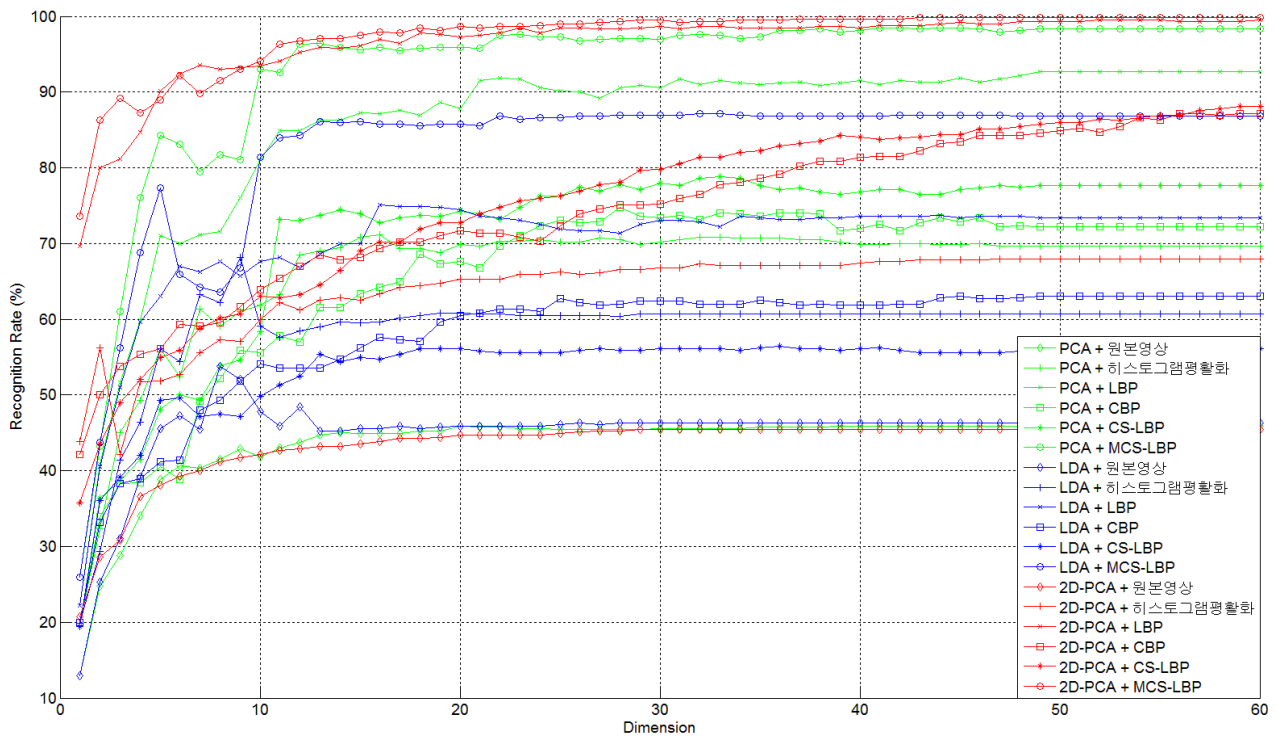


그림 11. 학습영상 5장을 사용할 경우, 특징 차수에 따른 얼굴 인식률 (YaleB 데이터베이스)

Fig. 11. Face recognition rates along with feature dimensions when using 5 training images (YaleB Database).

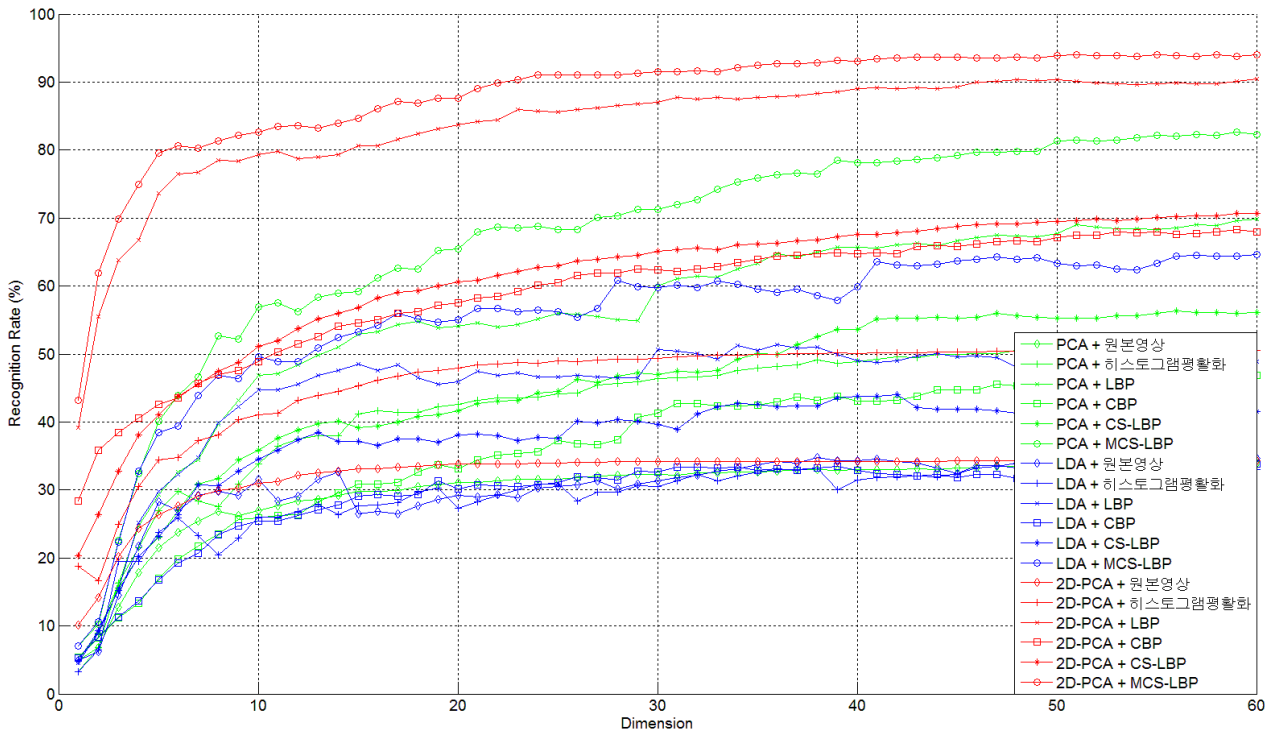


그림 12. 학습영상 3장을 사용할 경우, 특징 차수에 따른 얼굴 인식률 (extended YaleB 데이터베이스)
 Fig. 12 Face recognition rates along with feature dimensions when using 3 training images (extended YaleB database).

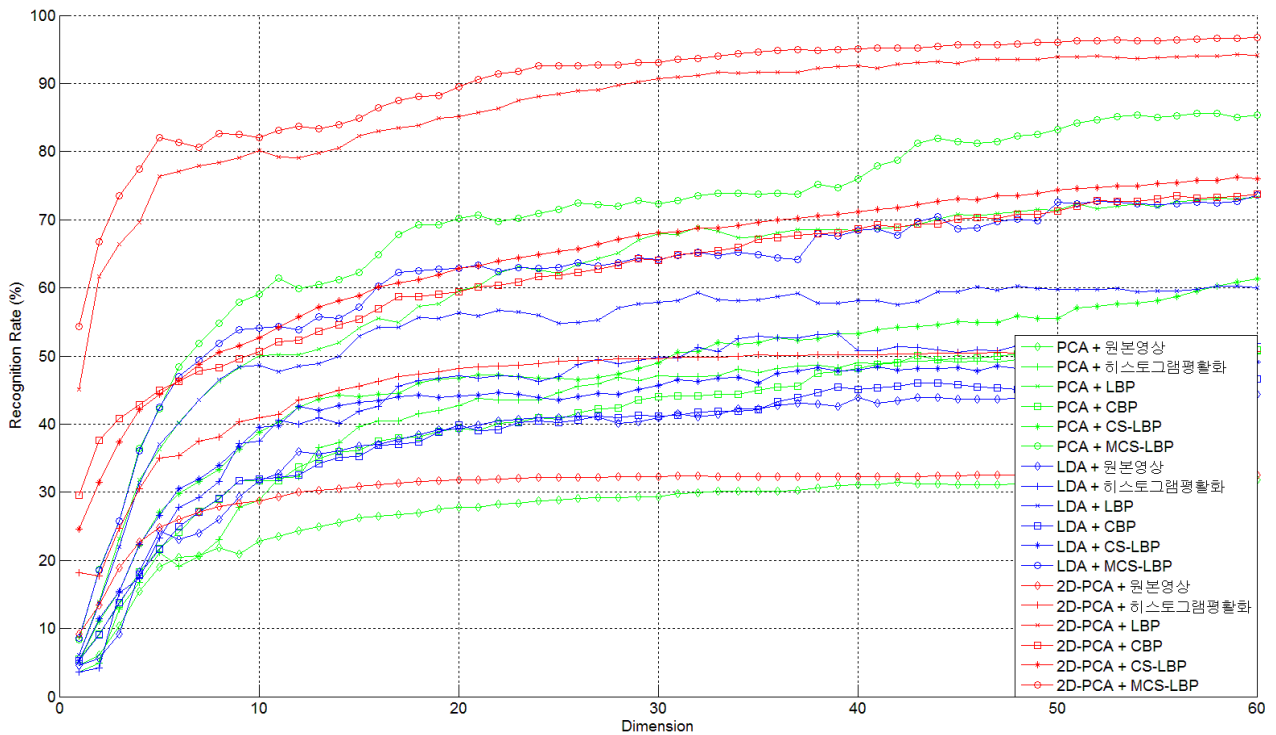


그림 13. 학습영상 5장을 사용할 경우, 특징 차수에 따른 얼굴 인식률 (extended YaleB 데이터베이스)
 Fig. 13. Face recognition rates along with feature dimensions when using 5 training images (extended YaleB database).

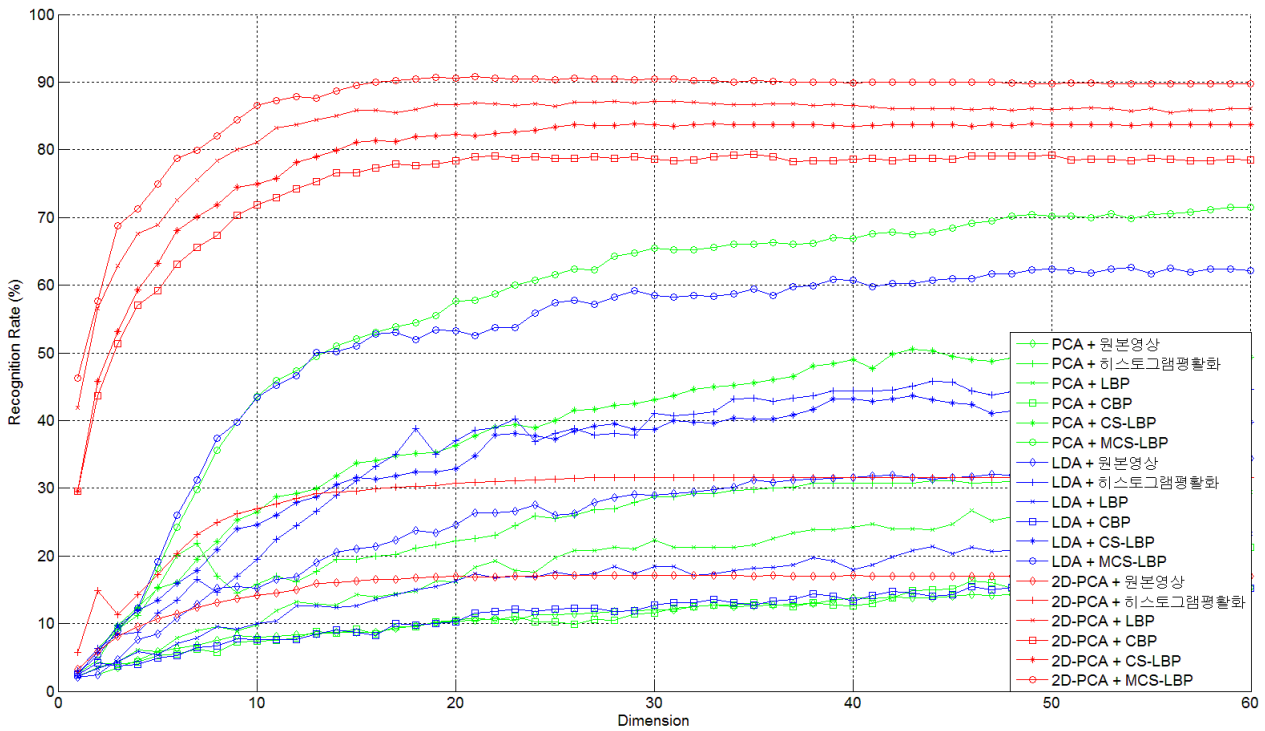


그림 14. 학습영상 3장을 사용할 경우, 특징 차수에 따른 얼굴 인식률 (CMU-PIE 데이터베이스)
 Fig. 14. Face recognition rates along with feature dimensions when using 3 training images (CMU-PIE database).

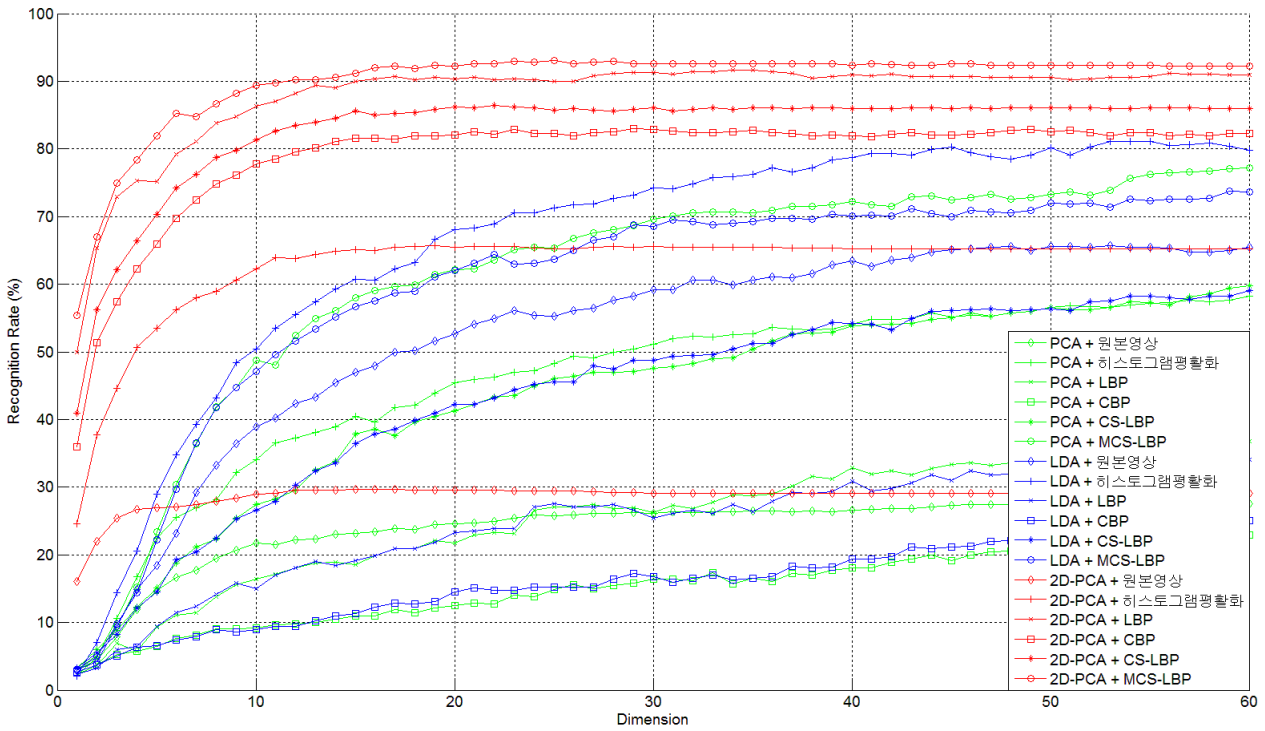


그림 15. 학습영상 5장을 사용할 경우, 특징 차수에 따른 얼굴 인식률 (CMU-PIE 데이터베이스)
 Fig. 15. Face recognition rates along with feature dimensions when using 5 training images (CMU-PIE database).

VI. 결 론

본 논문에서는 조명 변화에 강인한 얼굴인식을 위하여 MCS-LBP 변환 영상에 2D-PCA를 적용하는 시스템에 대하여 제안하였다. 이진패턴은 기존의 얼굴인식 및 표정인식 분야에 사용되는 전처리 기법으로써, 조명 변화에 강인하다는 특징을 갖는다. 이에 본 논문에서는 CS-LBP의 변형된 형태인 MCS-LBP를 제안하고, 관련 이진패턴 영상에 2D-PCA를 적용함으로써 조명 변화에 강인한 얼굴인식 시스템을 제안하였다. 제안 시스템의 성능평가는 조명 변화 환경에서 구축된 YaleB, extended YaleB, CMU-PIE 등의 공인 얼굴 데이터베이스를 사용하여 수행되었다. 다양한 전처리 영상과 알고리즘을 이용하여 실험한 결과, MCS-LBP 영상에 2D-PCA를 적용한 인식 방법이 가장 우수한 성능을 보였다. 특히, 제안 방법은 기존의 가버 영상과 ULBP를 이용한 얼굴인식 성능보다 최소 5.13%에서 최대 30.60%까지의 성능 향상을 보였다. 위와 같은 실험 결과로부터 본 논문에서는 제안하는 방법이 조명 변화에 강인한 효과적인 얼굴 인식 방법임을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] N. B. Kachare and V. S. Inamdar, "Survey of face recognition techniques," *International Journal of Computer Applications*, Vol. 1, no. 1, pp. 29-33, 2010.
- [2] E. H. Land and J. J. McCann, "Lightness and retinex theory," *Journal of the Optical Society of America*, Vol. 61, pp. 1-11, 1971.
- [3] 최종근, 정선태, 조성원, "조명영향 분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 기반 얼굴 이미지 조명 정규화," *전자공학회논문지*, 제47권 SP편, 제1호, 25-34쪽, 2010년 1월
- [4] 이상섭, 이수영, 김중규, "조명 환경에 강인한 얼굴인식 성능향상을 위한 Bilateral 필터 기반 조명 정규화 방법에 관한 연구," *전자공학회논문지*, 제47권 SP편, 제4호, 49-55쪽, 2010년 7월
- [5] W. Chen, M. J. Er, and S. Wu, "Illumination compensation and normalization for robust face recognition using discrete cosine transform in logarithm domain," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part B*, Vol. 36, no. 2, pp. 458-466, 2006.
- [6] X. Xie and K. M. Lam, "Face recognition under varying illumination based on a 2D face shape model," *Pattern Recognition*, Vol. 38, pp. 221-230, 2005.
- [7] Y. Adini, Y. Moses, and S. Ullman, "Face recognition: the problem of compensating for changes in illumination direction," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 19, no. 7, pp. 721-732, 1997.
- [8] C. Sanderson and K. K. Paliwal, "Fast features for face authentication under illumination direction changes," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 24, pp. 2409-2419, 2003.
- [9] 설태인, 김상훈, 정선태, "가버 특징 벡터 조명 PCA 모델 기반 강인한 얼굴 인식," *전자공학회논문지*, 제45권 SC편, 제6호, 67-76쪽, 2008년 11월
- [10] R. Basri and D. W. Jacobs, "Lambertian reflectance and linear subspaces," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 25, no. 2, pp. 218-233, 2003.
- [11] L. Zhang and D. Samaras, "Face recognition under variable lighting using harmonic image exemplars," *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 19-25, 2003.
- [12] T. hong, H. Kim, H. Moon, Y. Kim, J. Lee, and S. Moon, "Face representation method using Pixel-to-Vertex Map(PVM) for 3D model based face recognition," in *Lecture Notes in Computer Science* 3979, pp. 21-28, 2006.
- [13] W. Zhang, S. Shan, H. Zhang, W. Gao, and X. Chen, "Multi-resolution histograms of local variation patterns (MHLVP) for robust face recognition," in *Proc. Audio- and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA)*, pp. 937-944, 2005.
- [14] Z. Lei, S. Liao, R. He, M. Pietikainen, and S. Z. Li, "Gabor volume based local binary pattern for face representation and recognition," in *Proc. IEEE International Conference Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 1-6, 2008.
- [15] Xiaoyang Tan and Bill Triggs, "Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 19, no. 6, pp. 1635-1650, 2010.
- [16] C. Shan, S. Gong and P. W. McOwan, "Facial expression recognition based on local binary pattern: A comprehensive study," *Image and Vision Computing*, Vol. 27, pp. 803-816, 2009.
- [17] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, "Face recognition with local binary patterns," in *Proc. Euro Conference Computer Vision (ECCV)*, pp. 469-481, 2004.
- [18] G. Zhang, X. Huang, S. Z. Li, Y. Wang, and X. Wu,

- “Boosting local binary pattern-based face recognition,” in Proc. Advances in Biometric Person Authentication, Vol. 3338, pp. 179-186, 2004.
- [19] X. Fu and W. Wei, “Centralized binary patterns embedded with image euclidean distance for facial expression recognition,” Fourth International Conference on Natural Computation, Vol. 4, pp. 115-199, 2008.
- [20] K. Meena and A. Suruliandi, “Local binary patterns and its variants for face recognition,” International Conference on Recent Trends in Information Technology, pp. 782-786, 2011.
- [21] M. Kirby and L. Sirovich, “Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces,” IEEE Trans. on PAML, Vol. 12, no. 1, pp. 103-108, 1990.
- [22] M. Turk and A. Pentland, “Eigenfaces for recognition,” Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [23] K. Etemad and R. Chellappa, “Discriminant analysis for recognition of human face images,” Journal of the Optical Society of America A, Vol. 14, no. 8, pp. 1724-1733, 1997.
- [24] P. N. Belumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, “Eigenfaces vs. Fisherfaces : Recognition using class specific linear projection,” IEEE Trans. on PAMI, Vol. 19, no. 7, pp. 711-720, 1997.
- [25] Y. Jian, Z. David, F. Alejandro, and J. Y. Yang, “Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition,” IEEE Trans. on PAMI, Vol. 26, no. 1, pp. 131-137, 2004.
- [26] 설태인, 정선태, 김상훈, 장언동, 조성원, “2차원 PCA 얼굴 고유 식별 특성 부분공간 모델 기반 강인한 얼굴 인식,” 전자공학회논문지, 제47권 SP편, 제1호, 35-43쪽, 2010년 1월
- [27] G. Donato, M. Bartlett, J. Hager, P. Ekman, and T. Sejnowski, “Classifying facial actions,” IEEE Trans. on PAMI, Vol. 21, no. 10, pp. 974-989, 1999.
- [28] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, “Face recognition with local binary patterns,” in Proc. Euro Conference Computer Vision (ECCV), pp. 469-481, 2004.
- [29] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, “Face recognition based on the appearance of local regions,” in Proc. International Conference Pattern Recognition (ICPR), pp. 153-156, 2004.
- [30] G. Zhang, X. Huang, S. Z. Li, Y. Wang, and X. Wu, “Boosting local binary pattern (LBP)-based face recognition,” in Proc. Advances in Biometric Person Authentication, pp. 179-186, 2004.
- [31] J. Zhao, H. Wang, H. Ren, and S.-C. Kee, “LBP discriminant analysis for face verification,” in Proc. IEEE Workshop on Face Recognition Grand Challenge Experiments, Vol. 3, 2005.
- [32] Y. Rodriguez and S. Marcel, “Face authentication using adapted local binary pattern histograms,” in Proc. Euro Conference Computer Vision (ECCV), pp. 321-332, 2006.
- [33] X. Tan and B. Triggs, “Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions,” in Proc. Analysis and Modeling of Faces and Gestures, 168-182, 2007.

 저 자 소 개

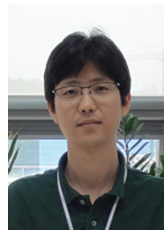


김 동 주(정회원)

1998년 충북대학교 전파공학과
학사 졸업.2000년 충북대학교 전파공학과
석사 졸업.2010년 성균관대학교 정보통신
공학부 박사 졸업.

2011년~현재 대구경북과학기술원

<주관심분야 : HCI, 영상신호처리, 패턴인식>



손 명 규(정회원)

1997년 경북대학교 전자공학과
학사 졸업.1999년 서울대학교 전기공학부
석사 졸업.1999년~2004년 LG전자
중앙연구소.

2005년~현재 대구경북과학기술원

<주관심분야 : HCI, 패턴인식, 컴퓨터 비전>



이 상 현(정회원)-교신저자

1993년 경북대학교 전자공학과
학사 졸업.1996년 경북대학교 전자공학과
석사 졸업.2009년 경북대학교 전기전자
공학과 박사 수료.

1996년~2001년 현대전자 멀티미디어 연구소.

2001년~2005년 LG전자 단말연구소.

2005년~현재 : 대구경북과학기술원

<주관심분야 : 컴퓨터 비전, 영상신호신호처리>