

논문 2015-52-10-14

# 조명 변이에 강인한 하이브리드 얼굴 인식 방법

## ( A Robust Hybrid Method for Face Recognition Under Illumination Variation )

최 상 일\*

( Sang-Il Choi<sup>Ⓢ</sup> )

### 요 약

본 논문에서는 조명 변이에 강인하게 동작 할 수 있는 하이브리드 얼굴 인식 방법을 제안한다. 이를 위해, 서로 다른 특성을 가진 조명 불변 특징 추출 방법으로부터 판별력 있는 특징들을 추출한다. 개별 방법들의 장점들을 효과적으로 활용하기 위해, 판별 거리 척도를 이용하여 각 특징들의 분별력을 측정하여 분별력이 높은 특징들로만 복합 특징을 구성하여 얼굴 인식에 사용한다. Multi-PIE, Yale B, AR, yale database들에 대한 실험 결과, 제안한 방법은 모든 database에 대해 개별 조명 불변 특징 방법들보다 우수한 인식 성능을 보여 주었다.

### Abstract

We propose a hybrid face recognition to deal with illumination variation. For this, we extract discriminant features by using the different illumination invariant feature extraction methods. In order to utilize both advantages of each method, we evaluate the discriminant power of each feature by using the discriminant distance and then construct a composite feature with only the features that contain a large amount of discriminative information. The experimental results for the Multi-PIE, Yale B, AR and yale databases show that the proposed method outperforms an individual illumination invariant feature extraction method for all the databases.

**Keywords :** Face Recognition, Illumination Invariant Feature, Discriminant Feature, Hybrid Method, Composite Feature, Discriminant Distance

\* 정회원, 단국대학교 컴퓨터학과  
(Department of Computer Science and Engineering,  
Dankook University)

Ⓢ Corresponding Author(E-mail: choisi@dankook.ac.kr)

※ This research was supported by the MSIP (Ministry of Science, ICT and Future Planning), Korea, under the ITRC(Information Technology Research Center) support program (IITP-2015-R0992-15-1012) supervised by the IITP(Institute for Information & communications Technology Promotion) and also supported by the Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF) the Ministry of Science, ICT & Future Planning (Grant 2015R1A1A1A05001065)

Received ; July 14, 2015      Revised ; September 11, 2015  
Accepted ; September 22, 2015

## I. 서 론

정보 기술과 인터넷의 발달로 인해 디지털 데이터의 양이 급속히 증가함에 따라 방대한 양의 데이터로부터 유용한 정보를 효과적으로 추출하는 여러 방법들이 개발되고 있다. 이러한 방법들은 여러 분야에서 적용될 수 있는데, 동공 인식, 지문 인식, 얼굴 인식과 같은 생체 인식은 대표적인 응용 분야 가운데 하나이다. 생체 인식 가운데 특히 얼굴 인식은 영상 속에 있는 얼굴을

데이터베이스에 저장된 사람들 가운데 매칭을 하는 것으로서, 다른 생체 인식 방법과 달리 인식 대상으로 하여금 센서와의 접촉과 같은 협조를 요구하지 않기 때문에 사용자 인증, 감시, HCI(Human Computer Interface) 등 다양한 용도로 활용될 수 있는 장점이 있다<sup>[1~2]</sup>.

그동안 얼굴을 인식하기 위한 여러 가지 방법들이 제안되어 왔다. 그 가운데 Eigenface 방법<sup>[3]</sup>, Fisherface 방법<sup>[4]</sup>, DCV(Discriminant Common Vector) 방법<sup>[5]</sup>과 같은 형상 기반 방법(appearance based method)들은 변이가 없는 이상적인 조건에서는 매우 좋은 성능을 보인다<sup>[6~7]</sup>. 하지만, 조명, 포즈 등의 다양한 변이가 존재하는 실제 환경에서 얼굴을 제대로 인식하기 위해서는 여전히 극복해야 할 문제들이 많이 있다<sup>[8~9]</sup>. 특히 조명의 변화는 얼굴의 정체성(identity)과 상관없이 다양한 그림자를 형성하여 얼굴의 형상을 크게 변화시키기 때문에 강인한 얼굴 인식 시스템을 구축하기 위해 극복해야 할 대표적인 문제이다<sup>[2, 6, 10]</sup>.

조명 변이를 해결하는 방법들은 크게 얼굴 모델링 방법<sup>[11~12]</sup>, 전처리를 통한 그림자 보상 방법<sup>[10, 13~14]</sup>, 조명 불변 특징 추출방법<sup>[15~17]</sup>으로 나눌 수 있다. 조명 변이가 있는 환경에서의 얼굴을 모델링 하는 것은 얼굴의 물리적인 모델에 기초하여 이루어지는데, 이를 위해서는 대부분 얼굴 표면의 법선 벡터(surface normals)와 반사율(albedo)과 같은 3D 형상 정보가 필요하다. 전처리 방법은 조명 변이로 인해 얼굴에 형성되는 그림자를 보상하는 방법으로 여러 종류의 영상 처리 기법<sup>[18]</sup>을 사용한다. 조명 불변 특징 추출 방법은 윤곽선 정보<sup>[19]</sup>, 지역 정규화 방법(Local Normalization, LN)<sup>[15]</sup>, 지역 이진 패턴 방법(Local Binary Pattern, LBP)<sup>[16]</sup>, MCT(Modified Census Transform)<sup>[17]</sup>과 같이 조명 변이에 크게 영향을 받지 않는 특징을 추출하여 얼굴 인식에 사용한다. 전처리 방법과 조명 불변 특징 추출 방법은 별다른 학습 단계나 모델링 단계가 필요 하지 않고 별도의 3D 얼굴 형상 정보 없이 곧바로 2D 얼굴 영상에 적용할 수 있으며, [15~17]과 같은 방법들은 별도의 학습과정이 필요하지 않고 연산 양이 적어 간단한 얼굴 인식 시스템에서도 많이 사용되고 있다.

그런데, 이러한 여러 종류의 방법들은 해당 알고리즘이 가지고 있는 기본 개념의 특성상 각각 장단점을 가지고 있어, 어느 한 방법이 모든 조명 변이에 대해 항상

우수한 것이 아니라 조명 변이의 종류에 따른 성능에 차이를 보인다. 이에 본 논문에서는 주어진 영상에 대해 서로 다른 특성을 가지고 있는 두 알고리즘 LN방법과 LBP 방법을 이용하여 얻은 조명 불변 특징들로부터 분별력 있는 특징들을 각각 추출하고, 추출된 특징들에 대해 판별 거리척도<sup>[20]</sup>를 이용하여 보다 분별력이 높은 특징들로 복합 특징을 구성하여 얼굴 인식에 사용하는 하이브리드 얼굴 인식 방법을 제안한다. 조명 변이를 다루는 많은 얼굴인식 연구에서 레퍼런스 데이터로 사용되는 Multi-PIE 데이터베이스<sup>[21]</sup>, Yale B 데이터베이스<sup>[12]</sup>, AR 데이터베이스<sup>[22]</sup>, yale 데이터베이스<sup>[23]</sup>에 대한 인식 성능 실험 결과, 제안한 하이브리드 방법은 모든 데이터베이스에서 개별 알고리즘을 사용하였을 때보다 우수한 성능을 보여 주었다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. II장에서는 조명변이를 다루는 여러 가지 조명 불변 특징 추출 방법들을 살펴본다. III장에서는 판별 거리 척도를 이용하여 복합 특징을 구성하는 하이브리드 얼굴 인식 방법을 제안하고, IV장에서는 다양한 얼굴 영상 데이터베이스에 대해 제안한 방법의 성능을 평가한다. 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

## II. 관련 연구

### 1. 지역 정규화 (Local Normalization, LN)

지역 정규화(LN) 방법은 사람의 얼굴을 작고 편평한 연속적인 조각들의 결합으로서 다룬다. 정면에 있는 조명 아래에서 촬영한 영상을  $I$ , 그 이외의 조명 변화가 있는 상태에서 촬영한 영상을  $I^v$  라고 할 때, 각각의 조각  $W$ 에서의  $(x, y)$  위치에 있는 픽셀의 밝기 값  $I^v(x, y)$ 는 곱셈잡음(multiplicative noise)  $A$ 와 덧셈잡음(additive noise)  $B$ 를 이용하여 다음과 같이 표현된다.

$$I^v(x, y) = AI(x, y) + B, (x, y) \in W$$

LN 방법의 기본 개념은, 각각의 조각 내에서  $I(x, y)$ 와  $I^v(x, y)$ 를 아래와 같이 각각 영 평균(zero mean), 단위 분산(unit variance)을 갖도록 지역적으로 정규화(LN)를 하면, 결과 영상  $I_{LN}$ 과  $I_{LN}^v$ 은 같아진다는 것이다.

$$I_{LN}(x, y) = \frac{I(x, y) - E(I(x, y))}{Var(I(x, y))}, (x, y) \in W \quad (1)$$

$$I_{LN}^v(x,y) = \frac{I^v(x,y) - E(I^v(x,y))}{Var(I^v(x,y))}, (x,y) \in W$$

여기에서  $E(\cdot)$ 와  $Var(\cdot)$ 는 조각  $W$ 내에서의 지역 평균값과 분산 값을 의미한다. 프로세싱을 간단히 하기 위해 각 조각을 직사각형 모양으로 정의하면  $I_{LN}$ 과  $I_{LN}^v$ 은  $N \times N$  크기의 필터를  $(x,y)$ 에 위치한 픽셀에 적용함으로써 구할 수 있다. 그림 1(b)는 그림 1(a) 영상에 LN 처리를 한 영상이다.

## 2. 지역 이진 패턴 (Local Binary Pattern, LBP)

지역 이진 패턴(LBP) 방법은 픽셀과 그 이웃 픽셀들 사이의 밝기 관계를 나타내는 지역 특징이다.  $I(x_c, y_c)$ 를  $(x_c, y_c)$ 위치에 있는 픽셀의 밝기 값이라 하고  $N(x_c, y_c)$ 를  $(x_c, y_c)$ 위치에 있는 픽셀의 이웃 픽셀들이라고 할 때, 다음과 같은 비교 함수  $f_{com}$ 을 정의한다.

$$f_{com}(I(x_c, y_c), I(x, y)) = \begin{cases} 1 & \text{if } I(x_c, y_c) < I(x, y) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

그런 다음, 이진 스트링(string)  $LBP$ 로부터  $I_{LBP}(x, y)$ 는 다음과 같이 정의된 식을 통해 구한다.

$$LBP = \cup_{(x', y') \in N(x, y)} f_{com}(I(x, y), I(x', y')), \quad (3)$$

$$I_{LBP}(x, y) = B2D(LBP)$$

여기서  $B2D(\cdot)$ 는 이진 스트링을 십진수로 변환하는 연산자이고  $\cup$ 는 연결(concatenation) 연산자이다. LBP는 변환 이후에 픽셀의 밝기 값 순서가 바뀌지 않는 한 어떤 단조 밝기 변환(monotonic grayscale transformation)으로 인해 영향을 받지 않는 특징이 있다.

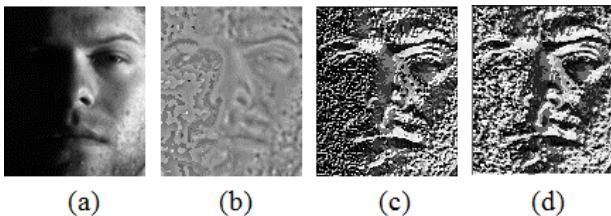


그림 1. (a) Yale B 데이터베이스의 영상과 (b) LN, (c) LBP, (d) MCT에 의해 처리된 영상들

Fig. 1. (a) Raw image from the Yale B database and the corresponding images processed by (b) LN, (c) LBP, (d) MCT

그림 1(c)는 그림 1(a) 영상으로부터 그림자를 보정한 영상( $I_{Re}(x, y)$ )이다.

## III. 하이브리드 얼굴 인식 방법

### 1. 분별력 있는 특징 추출

#### (Discriminant Feature Extraction)

먼저  $I_{LN}$ 과  $I_{LBP}$  영상으로부터 얼굴 영상과 같은 고차원 데이터의 분류에 효과적인 DCV(Discriminant Common Vector) 방법을 이용하여 분별력 있는 특징을 추출한다. DCV 방법은  $M \times N$  크기의 영상을  $n(= M \cdot N)$ 차원의 벡터  $\mathbf{x}_{LN}$ 과  $\mathbf{x}_{LBP}$ 으로 변환하여 선형 판별 분석에 의해 분별력 있는 특징을 추출한다.

$C$ 개의 클래스를 가진 학습 집합이 주어졌을 때, 다른-집합 공분산 행렬(between-covariance matrix)  $S_B$ 와 같은-집합 공분산 행렬(within-class covariance matrix)  $S_W$ 를 정의하고, 분별 정보가 많은  $S_W$ 의 널(null) 공간에서  $S_B$ 가 최대가 되게 하는 공간을 구성한다. 이를 위해 다음의 목적함수를 만족 시키는 투영 벡터( $\mathbf{w}_l, l=1, \dots, m$ )들로 구성된 행렬  $W_{DCV} = [\mathbf{w}_1 \mathbf{w}_2 \dots \mathbf{w}_m]$ 을 구한다.

$$W_{DCV} = \operatorname{argmax}_{|W^T S_W W| = 0} |W^T S_B W| \quad (4)$$

식 (4)로부터 구한  $W_{DCV}$ 를 이용하여  $\mathbf{x}_{LN}$ 과  $\mathbf{x}_{LBP}$ 에 대한 분별력 있는 특징 벡터  $\mathbf{y}_{LN} = [y_1^{LN}, \dots, y_m^{LN}]^T$ 과  $\mathbf{y}_{LBP} = [y_1^{LBP}, \dots, y_m^{LBP}]^T$ 는 다음과 같이 구한다.

$$\mathbf{y}_{LN} = W_{DCV}^T \mathbf{x}_{LN}, \quad \mathbf{y}_{LBP} = W_{DCV}^T \mathbf{x}_{LBP}, \quad (5)$$

### 2. 다양한 얼굴 영상 데이터에 대한 개별 방법들의 성능(Performance of Each Method for Various Face Image Data)

조명 변이 연구에 많이 사용되는 Multi-PIE 데이터베이스, Yale B 데이터베이스, AR 데이터베이스, yale 데이터베이스에 대해(그림 2),  $\mathbf{y}_{LN}$ 과  $\mathbf{y}_{LBP}$ 을 가지고 얼굴 인식 성능을 측정해 보았다. 그림 2에서 볼 수 있듯이, 각각의 데이터베이스에는 조명 조건이 다른 얼굴 영상들이 포함되어 있다. 실험에 사용한 영상은 두 눈

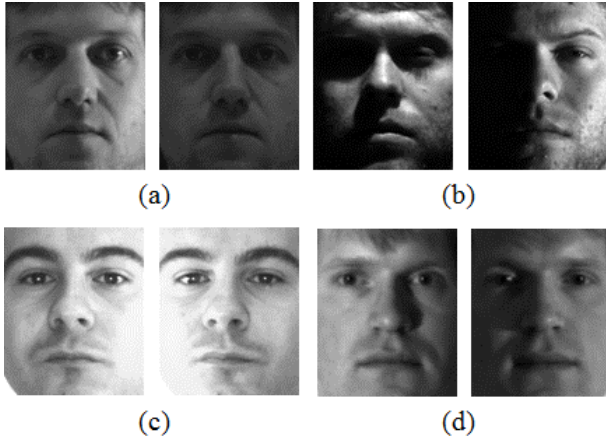


그림 2. 데이터베이스들의 영상 샘플들 (a) Multi-PIE 데이터베이스 (b) Yale B 데이터베이스 (c) AR 데이터베이스 (d) yale 데이터베이스  
Fig. 2. Examples from the databases (a) Multi-PIE database (b) Yale B database (c) AR database (d) yale database.

의 좌표를 기준으로  $120 \times 100$  크기로 정렬(alignment)하였다 (자세한 실험 조건은 IV장에서와 같다). 그림 3의 인식을 결과를 보면, AR 데이터베이스에 대해서는  $I_{LN}$ 이  $I_{LBP}$ 보다 좋은 성능을 보이는 반면, yale 데이터베이스에 대해서는  $I_{LBP}$ 이  $I_{LN}$ 보다 더 좋은 성능을 보인다. 이는 같은 조명 조건에서도 사람마다 얼굴의 모양에 따라 형성되는 그림자의 종류와 모양, 크기가 각각 다르기 때문이다. 눈매가 깊고 코가 높은 경우는 그렇지 않은 사람에 비해 투영 그림자(cast shadow)가 많이 발생하며 그림자의 범위가 넓어진다. 이와 같이 그림자의 모양에 따라  $\mathbf{y}_{LN}$ 과  $\mathbf{y}_{LBP}$ 가 각각 다른 특성을 보이기 때문에 어느 한 가지 방법이 항상 우수하다고 보기는 어려움이 있다. 따라서 본 논문에서는  $\mathbf{y}_{LN}$ 과  $\mathbf{y}_{LBP}$ 의 개별 특징들 중에서 판별 분석 차원에서 우수한 특징들만 선택하여 LN와 LBP의 장점을 모두 활용하는 복합 특징을 구성 방법을 제안한다.

### 3. 판별 거리 척도를 이용한 복합 특징 구성 (Composition of Composite Features Using Discriminant Distance)

서로 다른 특성을 가지고 있는 LN과 LBP를 함께 효과적으로 이용하기 위해 복합 특징을 구성한다. 이를 위해 판별 거리척도<sup>[20]</sup>를 이용하여  $I_{LN}$ 과  $I_{LBP}$ 로부터 추출된 분별력 있는 특징들( $y_i^{LN}$ ,  $y_i^{LBP}$ ,  $i = 1, \dots, m$ )에

표 1. 개별 조명 불변 특징 추출 방법들을 이용한 얼굴 인식률

Table 1. Recognition rates for various databases using each illumination invariant feature extraction method

Method 데이터베이스	LN[15]	LBP[16]	MCT[17]
Multi-PIE	98.1	97.5	95.3
Yale B	98.6	97.3	94.8
AR	79.1	71.1	74.2
yale	65.0	71.7	66.7

대한 분리성을 측정한다. 판별 거리 측정을 위해 먼저 다음과 같이 클래스 내 거리( $D_W^i$ )와 클래스 간 거리( $D_B^i$ )를 정의한다.

$$D_W^i = \sum_{j=1}^l \sum_{i=1}^C \frac{1}{N_i} \sum_{y_i^j \in c_i} (y_i^j - m_i^j)^2 \quad (6)$$

$$D_B^i = \sum_{j=1}^l \sum_{i=1}^C \frac{N_i}{N} (m_i^j - m^j)^2$$

여기서  $m_i^j$ 과  $m^j$ 는 클래스  $c_i$ 의 평균의  $j$ 번째 성분과 전체 학습 데이터 샘플의 평균의  $j$ 번째 성분이며  $N_i$ 은 클래스  $c_i$ 의 샘플 개수이다.  $D_W^i$ 와  $D_B^i$ 로부터  $i$ 번째 특징의 판별 거리는  $D_B^i - \beta D_W^i$ 로 정의할 수 있는데[20]. 즉, 다른 클래스 간의 거리가 크고 같은 클래스 내의 거리는 작을수록 분리성이 크다고 할 수 있다. 여기서 판별 거리에서  $D_W^i$ 에 대한 패널티를 의미하는  $\beta$ 는 데이터의 성질에 따라 달리 결정할 수 있는 사용자 계수로서, 데이터가 같은 클래스 안에서 넓게 분포하지만 분리성이 좋은 경우에는  $\beta$  값을 작게 설정한다 (본 논문에서는  $\beta$ 의 값을 2로 설정하였다). 복합 특징은  $\mathbf{y}_{CF} = [\mathbf{y}_{LN}^T \mathbf{y}_{LBP}^T]^T$ 의  $y_i^{Tot}$  ( $i = 1, \dots, 2m$ )에 대한 판별 거리 벡터  $\mathbf{Dist} = [D_1, D_2, \dots, D_m]^T$ , 큰  $D_i$ 에 해당하는 특징들을 선택하여 구성한다. 그림 4는 제안한 방법의 전체 과정을 나타낸다.

## IV. 실험

### 1. 얼굴 데이터베이스 및 전처리

제안한 하이브리드 방법의 효과를 확인하기 위해 조명 변이 연구에 많이 사용 되는 여러 가지 얼굴 데이터베이스들에 대해 인식률을 측정해 보았다. 학습 데이터로는 CMU-PIE 데이터베이스<sup>[24]</sup>의 정면 포즈의 'illum' 영상 중에서 7종류의 다른 조명 조건에서 촬영된 영상들을 사용하였으며, 인식률 측정을 위한 테스트 영상으로는 Multi-PIE 데이터베이스, Yale B 데이터베이스, AR 데이터베이스, Yale B 데이터베이스의 영상을 사용하였다. 각 데이터베이스의 특성은 Table 2에 나타내었다.

Multi-PIE 데이터베이스에 대해서는 총 249명에 대해 각 사람당 20종류의 조명 조건에서 촬영된 영상을 사용하였다. 이 중 정면 조명에서 촬영된 한 장의 영상을 갤러리(gallery) 영상으로 사용하고, 나머지 19장을 프루브(probe) 영상으로 사용하였다.

Yale B 데이터베이스는 10명의 정면 포즈 영상들을 포함하고 있으며, 각 사람당 45종류의 조명 조건에서 촬영된 영상들을 포함하고 있다. Multi-PIE 데이터베이스에서와 마찬가지로, 정면 조명에서 촬영된 한 장의 영상을 갤러리 영상으로 사용하고, 나머지 44장을 프루브 영상으로 사용하였다.

AR 데이터베이스와 yale 데이터베이스에는 표정 변이, 부분 가림, 조명 변이 등의 다양한 변이를 포함하고

있는데, 이 가운데 조명 변이가 있는 영상들만을 선별하여 인식률을 측정하였다. AR 데이터베이스는 118명에 대해 각 사람당 8장을, yale 데이터베이스에서는 15명에 대해 5장씩을 실험에 사용하였다.

얼굴인식 실험을 위해서는 먼저 모든 얼굴 영상의 크기가 동일하도록 정렬(face alignment)해야 하는데<sup>[6, 10]</sup>, 이를 위해 두 눈 사이의 거리를 기준으로 자른다, 두 눈의 좌표는 수동으로 찾았으며, 이를 기준으로 120×100 크기로 다운스케일링(down scaling)<sup>[18]</sup>하였다. 특징 추출에 앞서 모든 픽셀들은 영 평균(zero mean), 단위 표준편차(unit standard deviation)를 갖도록 정규화 하였다<sup>[6, 10]</sup>.

## 2. 얼굴 인식률 평가

얼굴 인식률은 여러 가지 조명 불변 특징 추출 방법들(LN, LBP, MCT)을 이용하여 얻은 영상으로부터 추출한 분별력 있는 특징들( $\mathbf{y}_{LN}$ ,  $\mathbf{y}_{LBP}$ ,  $\mathbf{y}_{MCT}$ )과 제안한 하이브리드 방법에 의해 얻은 복합 특징들( $\mathbf{y}_{CF}$ )에 대해 비교 평가를 하였으며, 분류기로는 최근접 이웃 분류기(nearest neighbor classifier)를 사용하였으며, 거리 측정은 유클리디안(Euclidean) 거리를 사용하였다.

분별력 있는 특징 벡터( $\mathbf{y}$ )의 각 특징( $y_i$ )은  $W_{DCV}$ 를 이루고 있는 각 투영 벡터의 고유 값이 클수록 해당 차원이 식 (4)의 목적함수의 특성에 잘 부합하는 것이므로, 일반적으로 고유 값이 큰 투영 벡터부터 순서대로 사용하여 특징 공간의 차원을 늘려가며 얼굴 인식률의 추이를 살펴본다. 그림 4는 각 데이터베이스에 대해 각 특징 별로( $\mathbf{y}_{LN}$ ,  $\mathbf{y}_{LBP}$ ,  $\mathbf{y}_{MCT}$ ) 고유 값이 큰 투영 벡터부터 순서대로 사용하여 차원을 늘렸을 때의 인식률과  $\mathbf{y}_{LN}$ 와  $\mathbf{y}_{LBP}$ 의 각 특징들에 대해 판별 거리 척도로 분리성을 측정하여 분리성이 좋은 특징들로부터 복합 특징 벡터를 구성한 경우( $\mathbf{y}_{CF}$ )의 인식률을 나타낸 것이다. 그림 4에서 보듯이,  $\mathbf{y}_{LN}$ ,  $\mathbf{y}_{LBP}$ ,  $\mathbf{y}_{MCT}$ ,  $\mathbf{y}_{CF}$  모두 차원이 증가하면서 인식률이 함께 증가하는 것을 볼 수 있다.

Multi-PIE 데이터베이스와 Yale B 데이터베이스는 AR 데이터베이스와 yale 데이터베이스에 비해 전반적으로 인식률이 높게 나왔는데, 이는 학습 데이터로 사용된 CMU-PIE 데이터베이스의 특성과 관련이 있다. Multi-PIE 데이터베이스는 CMU-PIE 데이터베이스와 비슷한 각도에 설치된 조명으로 촬영된 영상들을 포함

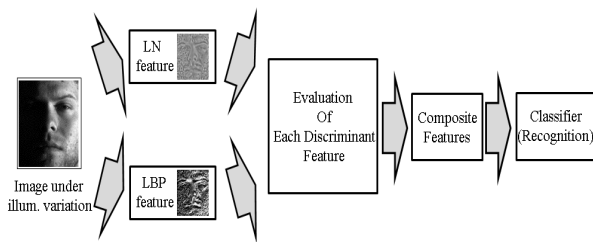
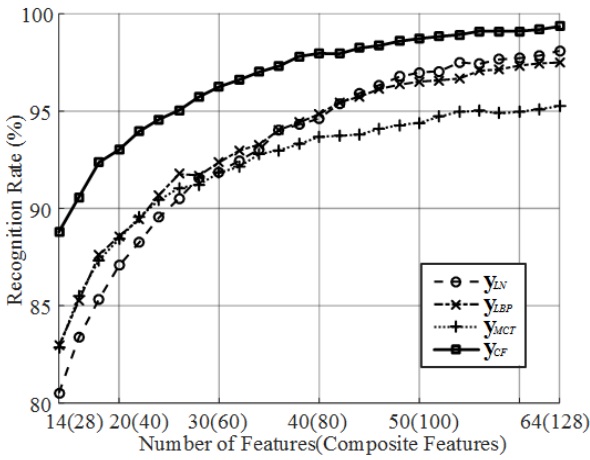


그림 3. 제안한 방법의 전체 흐름  
Fig. 3. Overall procedure of the proposed method.

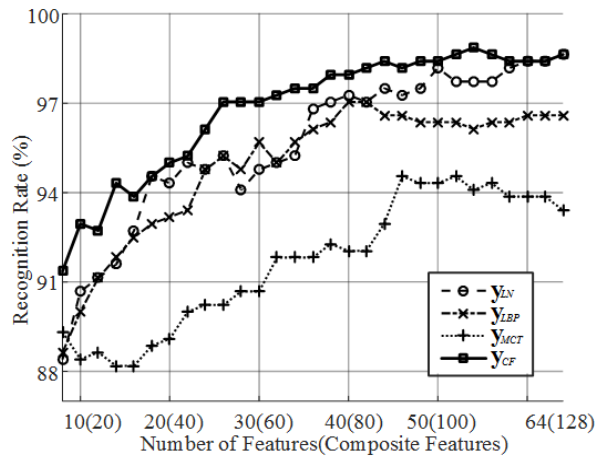
표 2. 데이터베이스의 특성들  
Table 2. Characteristics of each database.

Database Charac.	Multi-PIE	Yale B	AR	yale
No. subjects	249	10	118	15
Illumination variation	20	45	8	5
Shadow	C*, A*	C, A	A	C, A

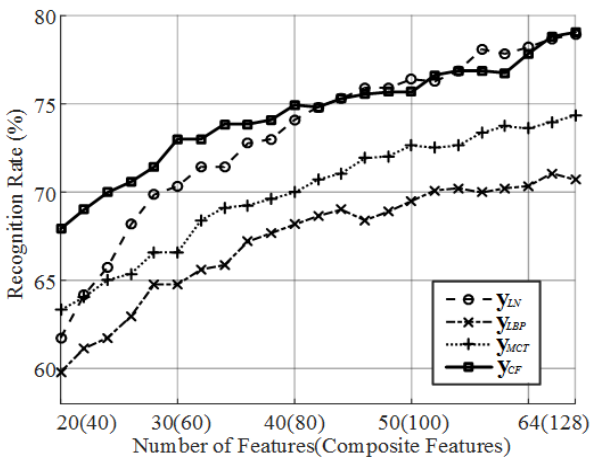
\* C : cast shadow, A: attached shadow



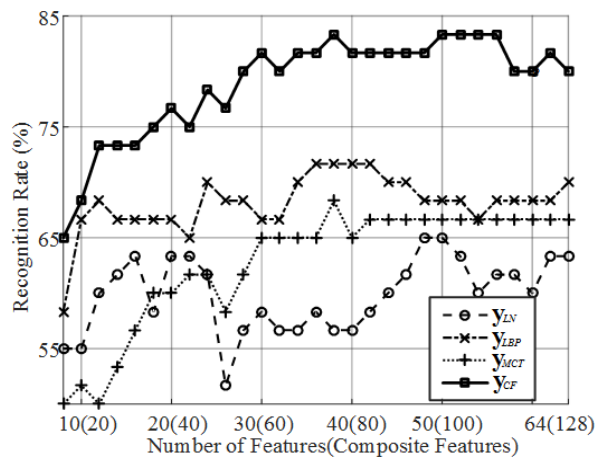
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 4. 다양한 데이터베이스에 대한  $y_{LN}$ ,  $y_{LBP}$ ,  $y_{MCT}$  and  $y_{CF}$ (제안한 방법)의 얼굴 인식률 :

(a) Multi-PIE 데이터베이스 (b) Yale B 데이터베이스 (c) AR 데이터베이스 (d) yale 데이터베이스

Fig. 4. Face recognition rates of  $y_{LN}$ ,  $y_{LBP}$ ,  $y_{MCT}$  and  $y_{CF}$  (proposed) for various databases:

(a) Multi-PIE database (b) Yale B database (c) AR database (d) yale database

하고 있으며, Yale B 데이터베이스는 조명이 설치된 각도는 CMU-PIE 데이터베이스와 다르지만, 두 데이터베이스 모두 배경 조명(ambient illumination)없이 플래쉬 조명에 의해서만 촬영되었기 때문에 그림자의 질계 형성되는 공통점이 있다. 반면, AR 데이터베이스와 yale 데이터베이스는 모두 배경 조명이 있는 상태에서 추가적인 플래쉬 조명을 사용하여 촬영되었고, 플래쉬 조명의 설치 각도도 CMU-PIE 데이터베이스와 다르기 때문에 다른 두 데이터베이스들에 비해 상대적으로 인식률이 낮게 나온 것으로 보인다. Multi-PIE 데이터베이스의 경우 한 가지 조명 불변 특징 추출 방법을 단독으

로 사용하였을 때, 방법에 따라 97.3%~98.1%의 인식률을 보였으며 제안한 방법에 의해 복합 특징( $y_{CF}$ )을 사용하였을 때,  $y_{LN}$ 과  $y_{LBP}$ 의 시너지 효과로 인해 99.4%의 가장 높은 인식률을 나타내었다. Yale B 데이터베이스의 경우에서도 마찬가지로 제안한 방법에 의해 복합 특징을 사용하였을 때의 인식률이 한 가지 방법을 단독으로 사용하였을 때 보다 0.3%~7.3% 더 높은 인식률을 보였다.

한편, AR 데이터베이스와 yale 데이터베이스는 조명 추출 방법에 따라 인식률의 차이가 크게 나왔다. AR 데이터베이스의 경우 단일 방법을 사용했을 때  $y_{LN}$ 의

성능이 가장 좋게 나왔으며 그 다음으로  $y_{MCT}$ 와  $y_{LBP}$ 의 순서이다. 그러나 yale 데이터베이스에 대해서는  $y_{MCT}$ 가 가장 높게 나왔으며  $y_{LBP}$ ,  $y_{LN}$ 의 순서로 인식이 나왔다. 이러한 현상은 학습데이터와 갤러리 영상, 프루브 영상 간의 조명 조건의 유사성, 개인별 다른 그림자 특성 등 복합적인 요인의 결과로서, 각각의 조명 불변 특성의 성질만으로 이를 설명하기에는 무리가 있다. 주목할 만한 것은, 이와 같이 데이터베이스에 따라  $y_{LN}$ 과  $y_{LBP}$ 가 서로 상반된 결과를 보였음에도 불구하고, 제안한 방법에 의해  $y_{LN}$ 과  $y_{LBP}$ 로부터 분리성이 좋은 특징들로 선별하여 구성한 복합 특징( $y_{CF}$ )은  $y_{LN}$ ,  $y_{LBP}$ ,  $y_{MCT}$ 보다 AR 데이터베이스에서 0.1%~9.2%, yale 데이터베이스에서 3.3%~18.3% 더 높은 인식률을 보여 주었다.

#### IV. 결 론

얼굴 인식 시스템을 다양한 응용 분야에서 활용하기 위해서는 얼굴의 인식을 어렵게 하는 다양한 변이가 존재할 때에도 강인하게 동작 할 수 있어야 한다. 조명의 변이는 실제 환경에서 발생할 수 있는 대표적인 변이로서, 본 논문에서는 조명 변이를 다루기 위한 하이브리드 얼굴 인식 방법을 제안하였다. 기존에 제안된 여러 가지 조명 불변 특징 방법들은 인식하고자 하는 영상에 발생한 그림자의 특성에 따라 성능이 달라진다. 이는 각 알고리즘들의 성질에 기인한 것으로, 조명 조건에 따라 성능의 편차가 발생하는 것에 대한 대략적인 분석은 가능하지만, 특정 영상에 대해 성능의 편차가 발생하는 정확한 이유를 분석하는 것은 매우 어렵다. 이에, 제안한 방법은 다른 성질을 가진 복수의 방법을 병렬로 수행하여 나온 결과물을 평가하고 이를 바탕으로 각 방법의 결과들을 선별적으로 사용함으로써, 여러 방법들의 장점을 모두 효과적으로 사용하였다. 이를 위해, 먼저 서로 다른 특성을 갖는 조명 불변 특징 방법들로부터 판별력 있는 특징들을 추출하고 판별 거리 척도를 이용하여 모든 특징들의 판별력을 측정하였다. 그런 다음, 판별력이 좋은 특징들로부터 복합 특징을 구성하여 얼굴 인식을 위한 분류기의 입력으로 사용하였다. 그 결과, 개별 방법들의 시너지 효과로 인해 다양한 조명 환경 조건에서도 어떤 한 가지 방법을 사용하는 것보다

좋은 성능을 나타내었으며, Multi-PIE 데이터베이스, Yale B 데이터베이스, AR 데이터베이스, yale 데이터베이스에 대한 실험에서 개별 조명 불변 특징 추출 방법들은 데이터베이스마다 성능의 순위가 바뀌는 반면, 제안한 방법은 모든 데이터베이스에서 가장 높은 인식률을 보여 주었다.

#### REFERENCES

- [1] M.-Y. Cho, Y.-S. Jeong, and B.-T. Chun. "A study on face recognition performance comparison of real images with images from LED monitor," *Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers*, Vol. 50, no. 5, pp. 144-149, 2013.
- [2] W. Zhao, et al., "Face recognition: a literature survey." *ACM computing surveys*, Vol. 35, no. 4, pp. 399-458, 2003.
- [3] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *J. Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [4] P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha, and D.J. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, no. 7, pp. 711-720, 1997.
- [5] H. Cevikalp, M. Neamtu, M. Wilkes, et al., "Discriminative common vectors for face recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, no. 1, pp. 4-13, 2005.
- [6] S.-I. Choi, C.-H. Choi, and N. Kwak. "Face recognition based on 2D images under illumination and pose variations," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 32, no. 4, pp. 561-571, 2011.
- [7] S.-I. Choi, C. Kim and C.-H. Choi, "Shadow compensation in 2D images for face recognition," *Pattern Recognition*, Vol. 40, no. 7, pp. 2118-2125, 2007.
- [8] D. Kim, M. Sohn and S. Lee, "A study on face recognition method based on binary pattern image under varying lighting condition," *Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers*, Vol. 49, no. 2, pp. 61-74, 2012.
- [9] D.-J. Kim, M.-K. Sohn, and S.-H. Lee, "A study on face recognition method based on



- binary pattern image under varying lighting condition,” *Journal of The Institute of Electronics Engineers*, Vol. 49, no. 2, pp. 61-74, 2012.
- [10] S.-I. Choi, and G.-M. Jeong. “Shadow compensation using fourier analysis with application to face recognition,” *Signal Processing Letters*, Vol. 18, no. 1, pp. 23-26, 2011.
- [11] R. Ramamoorthi, “Analytic PCA construction for theoretical analysis of lighting variability in images of a Lambertian object,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, no. 10, pp. 1322-1333, 2002.
- [12] A.S. Georghiades and P.N. Belhumeur, “From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, no. 2, pp. 643-660, 2001.
- [13] S.-I. Choi, and C.-H. Choi. “An effective face recognition under illumination and pose variations,” in *Proc. of International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 914-919, 2007.
- [14] L.S. Shen, D.H. Liu, and K.M. Lam, “Illumination invariant face recognition,” *Pattern Recognition*, Vol. 38, no. 10, pp. 1705-1716, 2005.
- [15] X. Xie and K.-M. Lam, “An efficient illumination normalization method for face recognition,” *Pattern Recognition Letters*, Vol. 27, no. 6, pp. 609-617, 2006.
- [16] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen. “Face description with local binary patterns: application to face recognition,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, Vol. 28, no. 12, pp. 2037-2041, 2006.
- [17] B. Fröba, and A. Ernst. “Face detection with the modified census transform,” *Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2004. Proceedings*, pp. 91-96, 2004.
- [18] R.C. Gonzalez, and R.E. Woods, *Digital Image Processing*, Prentice Hall, 2002, 2Ed.
- [19] Y. Adini, Y. Moses, and S. Ullman. “Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, no. 7, pp. 721-732, 1997.
- [20] J. Liang, S. Yang, and A. Winstanley. “Invariant optimal feature selection: a distance discriminant and feature ranking based solution,” *Pattern Recognition*, Vol. 41, no. 5, pp. 1429-1439, 2008.
- [21] R. Gross, et al. “Multi-pie.” *Image and Vision Computing*, Vol. 28, no. 5, pp. 807-813, 2010.
- [22] A.M. Martinez and R. Benavente, *The AR Face Database. CVC Technical Report #24*, June 1998.
- [23] Center for Computational Vision and Control, Yale University, *The Yale Face Database*, <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>.
- [24] T. Sim, S. Baker, M. Bsat. “The CMU pose illumination and expression (PIE) database,” in: *IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, May 2002.

---

 저 자 소 개
 

---



최 상 일(정회원)

2005년 서강대학교 전자공학과  
공학사

2010년 서울대학교 전기·컴퓨터  
공학부 공학박사

2010년~2011년 Post Doctoral  
Fellow, BK21 Information  
Technology, Seoul National  
University, Seoul, Korea

2011년 Post Doctoral Fellow, Computer  
Science Department, University of  
Southern California, CA, USA

2011년~현재 단국대학교 대학원 컴퓨터학과  
조교수.

<주관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터비전>