

# 선형모델을 이용한 방향성 조명하의 얼굴영상 정규화

## (Normalization of Face Images Subject to Directional Illumination using Linear Model)

고재필<sup>†</sup>      김은주<sup>\*\*</sup>      변혜란<sup>\*\*\*</sup>  
(Jaepil Ko)      (Eunju Kim)      (Hyeran Byun)

**요약** 얼굴인식은 외관기반(appearance-based) 매칭기법으로 풀어야 할 문제 중의 하나이다. 그러나, 얼굴영상의 외관은 조명 변화에 매우 민감하다. 얼굴인식 성능을 향상시키기 위해서는 다양한 조명 아래에서 다양한 학습 데이터를 수집해야 하나, 실제로는 데이터 수집이 용이하지 않다. 따라서, 성능향상을 위해서 다양한 데이터를 학습시키는 것 보다 다양한 조건의 데이터를 정규화 하는 기법에 주목하는 것이 바람직하다. 본 논문에서는 방향성 조명 아래에서 취득한 얼굴영상을 정규화 할 수 있는 간단한 방법을 제안한다. 조명 문제는 얼굴인식 시스템에서 오류를 일으키는 가장 중요한 요인중 하나이다. 제안하는 방법을 ICR(Illumination Compensation based on Multiple Linear Regression)이라 명명하였다. 본 방법에서는 다중회귀분석 모델을 사용하여 얼굴영상의 화소 밝기 값 분포에 가장 잘 맞는 평면을 찾은 후 이 평면을 이용하여 얼굴영상을 정규화 한다. 제안하는 방법의 장점은 간단하고 실용적이며, 얼굴영상의 밝기 값 분포에 대한 평면 근사가 선형모델에 의해 수학적으로 정의된다는 점이다. 얼굴인식에서 제안하는 방법의 성능 향상을 보여주기 위해 공개 및 자체 구축 데이터 베이스에 대한 실험 결과를 제시한다. 실험 결과 두드러진 얼굴인식 성능 향상을 보여주었다.

**키워드** : 얼굴 정규화, 조명 정규화, 얼굴 전처리, 얼굴인식

**Abstract** Face recognition is one of the problems to be solved by appearance based matching technique. However, the appearance of face image is very sensitive to variation in illumination. One of the easiest ways for better performance is to collect more training samples acquired under variable lightings but it is not practical in real world. In object recognition, it is desirable to focus on feature extraction or normalization technique rather than focus on classifier. This paper presents a simple approach to normalization of faces subject to directional illumination. This is one of the significant issues that cause error in the face recognition process. The proposed method, ICR(Illumination Compensation based on Multiple Linear Regression), is to find the plane that best fits the intensity distribution of the face image using the multiple linear regression, then use this plane to normalize the face image. The advantages of our method are simple and practical. The planar approximation of a face image is mathematically defined by the simple linear model. We provide experimental results to demonstrate the performance of the proposed ICR method on public face databases and our database. The experimental results show a significant improvement of the recognition accuracy.

**Key words** : face normalization, illumination normalization, face preprocessing, face recognition

### 1. 서론

외관기반 매칭기법에 기반 한 객체인식 시스템은 조명 변화에 따른 객체의 외관변화로 어려움을 겪는다[1]. 특히 얼굴영상은 조명변화에 매우 민감하여 조명의 작은 변화도 얼굴영상의 외관을 심각하게 변화시킨다[2]. 이 문제는 얼굴인식/검증 문제를 더욱 다루기 힘들게 한다. 표준 얼굴인식 평가 방법론인 FERET 테스트는 조명변화가 있는 경우 성능을 급격하게 떨어뜨린다는 것을 보고하였다[3,4].

· This work was supported by grant No. (R04-2001-000075-0) f Basic Research Program (Woman's Science) of the Korea Science Engineering Foundation.

† 비회원 : 연세대학교 컴퓨터학과  
nonezero@cs.yonsei.ac.kr

\*\* 정회원 : 한국전산원 지식정보기술단  
outframe@nca.or.kr

\*\*\* 종신회원 : 연세대학교 컴퓨터학과 교수  
hrbyun@cs.yonsei.ac.kr

논문접수 : 2003년 5월 15일

심사완료 : 2003년 10월 6일

조명변화에 대처하기 위한 첫 번째 방법으로, 다양한 조명 조건하에서 획득한 여러 장의 얼굴영상을 이용하여 조명모델을 생성하는 방법이다[5]. 그림자 및 다중 광원에 대처할 수 있는 ‘조명콘(Illumination Cone)’ 모델이 대표적이다[6,7]. 그러나, ‘조명콘’ 모델을 생성하기 위해 잘 제어된 영상획득 환경을 필요로 하는 단점이 있다. 조명에 대처하기 위해 직관적으로 생각해 볼 수 있는 방법은 예지, 코너, 윤곽선과 같은 조명에 무관한 특징을 사용하는 것이다. 이들은 기본적인 영상표현 방법으로 널리 사용되긴 하나, 인식을 위한 유용한 정보를 충분히 담고 있지 않다. 이러한 이유로 얼굴인식 시스템에서는 예지 기반 표현 대신 영상기반 표현이 선호되고 있다. 영상기반 방법들은 ‘고유얼굴’ 또는 ‘피셔얼굴’과 같은 부공간(subspace) 기법을 통해 고차원 입력영상 대신 저차원 영상을 사용한다[8]. 고유얼굴 기법의 경우, 상위 몇 개의 주성분이 조명 변화에 따른 정보를 담고 있다고 가정하여, 상위 3개의 주성분을 제거함으로써 얼굴인식 성능 향상을 보고하였다[9]. 이 방법은 간단한 방법으로 조명 변화 하에서 얼굴인식 성능을 향상시킬 수 있는 방법으로 주목받고 있다. 그러나, 일반 조명 하에서 획득한 영상에 대해서는 성능이 오히려 저하되었다. 이는 일반 조명 하에서 획득한 영상에 대하여, 상위 3개의 주성분을 제거하는 것이 인식에 중요한 정보를 함께 제거하기 때문으로 사려된다.

일반적으로 외관기반 얼굴인식 시스템의 성능향상을 위해서는 보다 다양한 학습 데이터가 요구되어 진다. 그러나 이것은 현실적으로 어려운 문제이다. 학습 데이터를 충분히 확보하기 어려운 상황이라면, 학습 영상 및 테스트 영상의 외관을 일관성 있게 정규화 하는 방법으로 접근해야 한다. 그림자로부터 모양을 복원해 내는 알고리즘을 통해 주어진 한 영상의 조명을 정규화 하는 방법이 제안되었으나[10], 이 방법은 수학적으로 잘 정립되지 않은 방정식(III-Posed Problem)을 풀기 위해 얼굴의 좌우 대칭성에 매우 의존하는 단점이 있다. Brunelli는 조명방향을 근사하고 그림자 효과를 보정하였다[11]. 이 방법에서 그는 단순히 입력 영상을 4개의 부분 영역으로 나누고 각 부분 영역의 평균 밝기 값을 계산한 후, 4개의 평균 밝기 값을 이용해 조명 방향을 추정하였다. Poggio 등도 얼굴 검출에 이와 유사한 방법을 적용하였다고 한 줄 언급하였으나, 이와 관련된 자세한 실험 결과는 보이지 않았다[12].

본 논문에서는 방향성 조명 아래에서 취득한 얼굴영상을 정규화 할 수 있는 간단한 방법을 제안한다. 본 방법에서는 다중회귀 분석 모델을 사용하여 얼굴영상의 화소 밝기 값 분포에 가장 잘 맞는 평면을 찾은 후 이 평면을 이용하여 얼굴영상을 정규화 한다. 또 다른 간단

한 방법인 ‘상위 주성분 제거’ 방법과의 비교 실험을 통해 본 방법의 우수성을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 조명 정규화 방법을 설명한다. 대표적인 얼굴인식 기법인 ‘고유얼굴’에 기반 한 인식 실험을 통해 제안한 방법의 적용 여부에 따른 인식을 비교 실험을 3장에서 보인다. 마지막으로, 4장에서 결론을 내린다.

## 2. 다중회귀 분석 모델에 기반 한 조명 정규화

본 장에서는 다중회귀 분석 모델을 이용하여 얼굴의 조명 방향을 추정하고 이를 통해 얼굴영상을 정규화 하는 방법을 설명한다. 제안하는 방법을 ICR(Illumination Compensation based on Multiple Linear Regression)이라 명명하였다.

### 2.1 배경

조명방향에 따른 그림자는 얼굴영상의 모습을 판이하게 달라지게 하여 얼굴인식 시스템의 성능을 저하한다. 본 논문에서는 복잡한 조명모델 없이 입력영상 자체만으로 조명방향에 무관하게 얼굴영상의 모습을 정면조명인 경우와 유사하게 만들기 위한 방법을 고려했다. 기본 아이디어는 다음과 같다. 먼저 입력 얼굴영상의 화소 밝기 값(명도) 분포에 가장 부합하는 명도 평면을 찾는다. 그런 다음 찾은 평면을 이용하여 얼굴영상을 정규화 한다. 이때 가장 잘 부합하는 평면을 찾기 위해 다중회귀 분석 모델을 사용한다. 회귀 분석 모델은 주어진 데이터에 가장 잘 부합하는 선형 함수를 찾을 때 널리 사용되는 기법이다. 얼굴영상을 각 화소의 위치와 밝기 값으로 3차원 공간상의 한 점으로 표현했을 때, 이 점들의 분포를 다중회귀 분석 모델을 통해 쉽게 2차원 평면으로 근사할 수 있다. 조명 방향과 세기에 따라 화소의 밝기 값 분포가 달라지고, 이에 따라 근사된 평면의 기울기 방향 및 기울기 정도가 달라지게 된다. 제안하는 방법은 이 정보를 이용하여 얼굴영상을 정규화 한다.

### 2.2 ICR 알고리즘

본 장에서는 통계학에서 잘 알려진 기법인 다중회귀 분석 모델을 간단히 요약한다. 다중회귀 분석에 대한 자세한 사항은 [13]을 참조하기 바란다. 다중회귀 분석은 다 변수 경우의 선형 회귀 분석 모델로, 식 (1)과 같다.

$$y = X\beta + \epsilon \quad (1)$$

여기서,  $y$ 는  $n$ 개의 종속변수 또는 응답 값(response value)에 대한 벡터이며  $X$ 는  $k$ 개의 독립변수 및  $n$ 개의 데이터에 대한  $n \times (k+1)$  행렬,  $\epsilon$ 는 평균이 0이고 분산이  $\delta^2$ 인 정규분포를 갖는 오류에 대한  $n$ 차원의 랜덤벡터를 가정한다. 파라미터  $\beta$ 는  $n$  개의 데이터들로부터 추정한다. 만약  $B$ 를  $\beta$ 에 대한 최소자승추정자라고 하면

B는 수식 (2)와 같이 주어진다.

$$B = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (2)$$

$\beta$ 를 추정한 후, 주어진 데이터 분포 X에 가장 적합한  $y$ 를 얻을 수 있다.

얼굴영상의 화소 밝기 값 분포를 근사하기 위해서, 다중회귀 분석 모델의 독립변수 두 개 및 하나의 종속변수에 대해 각 화소의 가로, 세로 위치와 화소의 밝기 값을 사용한다. 이때, 데이터의 수는 얼굴영상의 화소수가 된다. 파라미터  $\beta$ 를 추정한 후, 수식 (1)을 통해 새로운 화소 밝기 값을 얻을 수 있다. 이들을 통해 가장 잘 부합하는 평면을 구성한다. 이렇게 구성된 평면의 밝기 값을 얼굴영상을 정규화 하기 위한 참조 영상으로 사용한다. 과정을 수식화 하면 다음과 같다. 각 수식 및 단계별 결과 영상을 그림 1에 도식화하였다.

차원이  $q$  ( $n \times m$ )인 얼굴영상  $x$ 가 주어지면 회귀분석 모델을 위한  $q$  개의 샘플을 수식 (4)를 통해 생성한다.

$$x = [x_0, x_1, \dots, x_{q-1}]^T \quad (3)$$

$$z_k = [i, j, x_k]^T, k = i \times m + j,$$

$$(i = 0, 1, \dots, n-1; j = 0, 1, \dots, m-1) \quad (4)$$

여기서  $i, j$ 는 입력영상의 좌표로써, 회귀분석 모델의 입력 값으로 사용되며,  $x_k$ 는 입력영상의 명도 값으로 회귀분석 모델의 응답 값에 해당한다. 회귀분석에 데이터  $z_k$ 를 적용한 후 최적부합평면도  $y$ 를 얻는다.

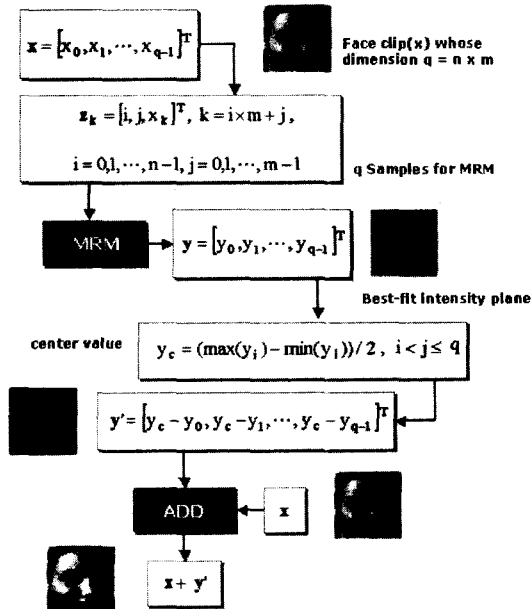


그림 1 제안방법의 단계별 결과 영상

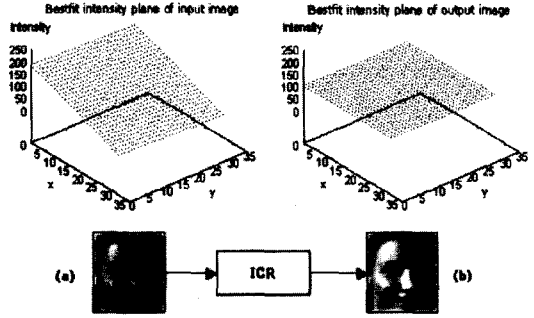


그림 2 (a)입력영상, 화소 밝기 값을 근사한 평면이 오른쪽으로 기울음. (b)보정영상, 화소밝기 값을 근사한 평면이 평평함

$$y = [y_0, y_1, \dots, y_{q-1}]^T \quad (5)$$

최적부합평면도평면의 중심 값  $y_c = [\max(y_i) - \min(y_i)] / 2, i < j < q$ 을 계산한다. 다음 단계는 중심 값을 기준으로 최적평면을 반전하여  $y'$ 를 얻는다.

$$y' = [y_c - y_0, y_c - y_1, \dots, y_c - y_{q-1}]^T \quad (6)$$

마지막으로, 원 입력영상  $x$ 와 반전된 영상  $y'$ 를 더하여 정규화된 영상을 얻는다.

그림 2는 입력 영상과 설명한 알고리즘을 적용한 결과 영상을 각각의 최적부합평면도평면과 함께 보여준다.

### 2.3 ICR과 히스토그램 평활화 간의 특성 비교

히스토그램 평활화(HE)와 제안 방법의 특성을 그림 3에서 비교하였다. 그림 3(a)는 참조영상을, 그림 3(b)는 테스트 영상을, 그림 3(c)(d)(e)는 각각 HE적용, ICR적용, ICR 및 HE를 순차적으로 적용한 결과를 보여준다.

HE는 광원의 밝기변화에 따른 효과를 정규화 함으로써, 얼굴인식 성능향상을 가져오기 때문에, 얼굴인식 시스템의 전처리 단계에서 널리 사용되고 있다. 그러나, HE 본래의 기능은 단지 주어진 영상의 명암대비를 높이는 것이다. 따라서, 이러한 특성은 참조영상과 테스트 영상이 각기 다른 방향의 조명 하에서 획득되었을 때, 얼굴인식 성능을 오히려 저하시킬 수 있다. 그림 3(b)에서 테스트 영상의 좌우 부분 밝기 차이가 크지 않았는데, HE를 적용한 그림 3(c)에서는 양쪽의 명암대비가 더 커졌음을 확인할 수 있다. (최적부합평면의 기울기가 더 급격해짐). ICR을 적용한 그림 3(d)(e)에서는 테스트 영상에 나타난 그림자가 다소 제거된 것을 볼 수 있다. 이는 최적 부합 평면의 기울기가 거의 0에 가까워진 것으로도 확인할 수 있다.

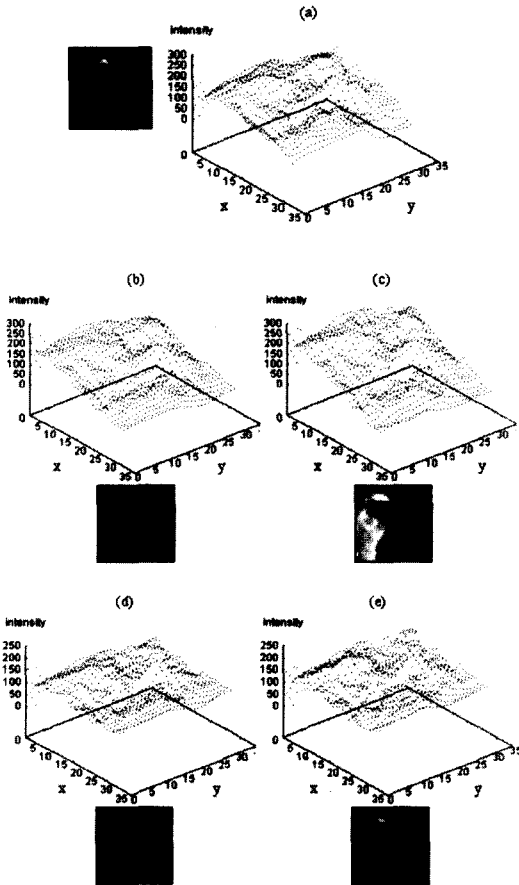


그림 3 참조영상, 테스트영상, 처리된 영상 및 각각의 명도 부합 평면. 상단, (a) 정면 조명의 참조영상, 하단 왼쪽부터 (b) 왼쪽 조명의 테스트 영상, (c) 테스트 영상의 HE 적용 결과, (d) 테스트 영상의 ICR 적용 결과, (e) 테스트 영상의 ICR&HE 적용 결과. (a)(d)(3)의 명도 값은 x-y 평면에 평행한 평면으로 근사되었다. (b)(d)는 x-y 평면에 대해 기울어진 평면으로 근사되었다.

### 3. 실험결과

본 장에서는 얼굴인식 시스템의 전처리 측면에서, 얼굴인식 시스템에서 조명효과를 줄이기 위해 널리 쓰이는 방법인 히스토그램 평활화 기법과 제안 기법을 비교한다. 또한 조명효과를 줄이기 위해 제안된 '상위 주성분 제거 기법[9]'과도 비교한다. 성능 비교는 얼굴인식 알고리즘 평가를 위한 기본 얼굴인식 시스템인 주성분 분석 기반 시스템[4]을 사용하였다.

실험은 데이터의 성격에 따라 크게 두 그룹으로 나누

었다. 첫째, 조명변화에 초점을 맞춰 수집한 Yale, PF01, 본 연구실에서 구축한 데이터 이렇게 세 가지이며, 둘째 조명뿐 아니라 보다 다양한 변화를 가진 데이터베이스로 ORL 데이터베이스를 실험에 사용하였다.

#### 3.1 실험 데이터베이스

Yale 데이터베이스에서는 조명에 관련된 즉, 정면, 왼쪽, 오른쪽 조명 영상만을 수집하였다. 그래서, 15명에 대해 3장씩 총 45장을 수집하였다. 여기서, 좌, 우 조명 영상은 매우 짙은 그림자를 가지고 있다. 본 연구실에서 구축한 데이터베이스는 왼쪽 조명이 있는 영상들로 한 사람 당 한 장의 영상으로 총 200명에 대하여 구축하였다. 왼쪽 조명에 의해 다소 얇은 그림자가 있는 영상들이다. PF01은 아시아인에 대한 최초의 얼굴데이터 베이스로, 조명 방향뿐만 아니라, 화소 밝기 값 분포도 동시에 변하는 데이터베이스로, 107명에 대해 각각 5방향의 조명 영상으로 구성된 총 535장의 영상을 구축하였다. 마지막으로 ORL 데이터베이스는 개인 당 10장, 40명에 대한 총 400장의 영상으로 구성되어 있다. ORL 데이터베이스는 조명방향 뿐 아니라 보다 다양한 변화를 가진 대표적인 얼굴 데이터베이스이다.

얼굴인식 알고리즘 평가의 지표가 되는 주성분 분석 기반 얼굴인식 시스템에 대하여 인식률을 비교하였다. Yale 및 PF01 데이터베이스에서는, 정면 조명의 얼굴영상만을 이용하여 고유공간을 구성하였고, 다시 그들을 갤러리 집합으로 사용하였다. 프로브 집합은 정면이 아닌 다른 방향 조명의 얼굴영상들로 구성하였다. 본 연구실에서 구축한 데이터베이스에서는, 데이터베이스의 모든 영상을 이용하여 고유공간을 구성하였고, 다시 그들 모두를 갤러리 집합으로 사용하였다. 프로브 집합은 얼굴영상들을 좌우로 뒤집어 구축한 영상들로 구성하였다. ORL 데이터베이스에서는, 데이터베이스 중에서 개인별 5장씩 총 200장을 이용하여 고유공간을 구성하였고, 그들을 갤러리 집합으로 사용하였다. 프로브 집합은 사용하지 않은 200장을 이용하여 구성하였다. 여기서, 갤러리는 학습에 사용되는 얼굴 영상을, 프로브는 테스트에 사용되는 얼굴영상을 말한다[4]. 각 데이터베이스의 특징은 표 1에 정리하였다.

#### 3.2 정규화과정

우리는 ICR 적용여부에 따른 인식률에 주안점을 두기 때문에, 반자동 얼굴인식 시스템으로 인식률을 평가하였다. 반자동 얼굴인식 시스템은 테스트 시 얼굴영상과 두 눈의 좌표가 함께 주어지는 시스템을 말한다[4]. 정규화 과정은 다음과 같다. 먼저 두 눈의 좌표를 이용해 얼굴영상을 지형적으로 정규화 한다. 얼굴영상의 이동, 회전, 크기 정규화 후 HE, ICR, ICR&HE 등을 적용한다. 다음으로 각 화소 밝기 값의 분포가 평균이 0 분산이 1

표 1 실험 데이터베이스 및 데이터베이스 특징

데이터베이스	특징		갤러리(벌)	프로브(벌)	전체(개인)
Yale	조명방향에 따른 변화	짙은 그림자 효과 조명방향 변화	정면조명 15 (1)	좌우조명 30 (2)	45 (15)
PF01		짙은 그림자 효과 조명방향 및 명도값 분포 변화	정면조명 107 (1)	상하좌우 조명 428 (4)	535 (107)
Our Database		얇은 그림자 효과	왼쪽 조명 200 (1)	오른쪽 조명 200 (1)	400 (200)
ORL		일반적 변화	다양한 변화 200 (5)	다양한 변화 200 (5)	400 (40)

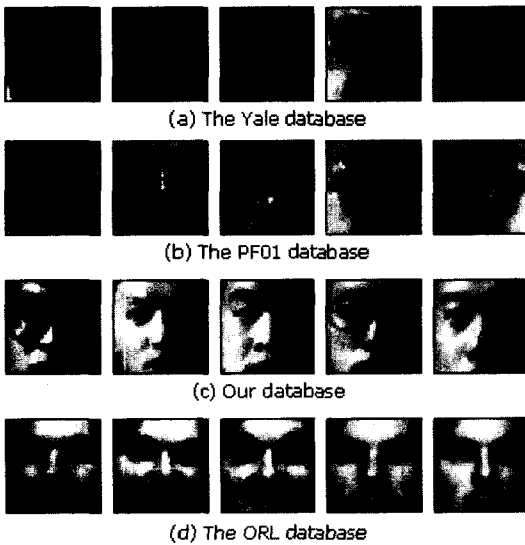


그림 4 실험에 사용한 일부 영상. (a) 짙은 그림자 영상 (b) 짙은 그림자 및 다양한 명도 분포 영상 (c) 얇은 그림자 영상 (d) 다양한 변화요인을 갖고 있는 영상

표 2 전처리 방법

기호	전처리 방법
ORG	전처리 없음
HE	히스토그램 평활화 적용
ICR	제안하는 방향성 조명효과 제거 방법 적용
ICR&HE	제안방법 및 HE 방법의 순차적 적용

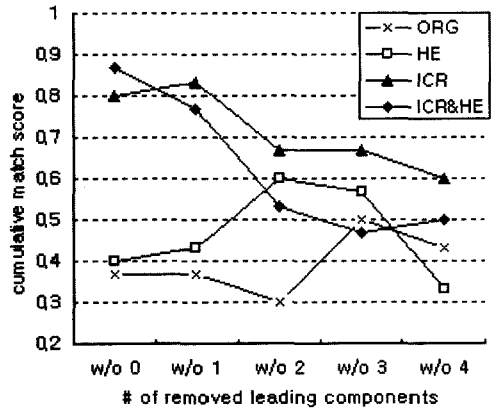
이 되도록 변환한다. 그림 4는 지형적 정규화후의 일부 영상들을 보여준다.

3.3 실험결과

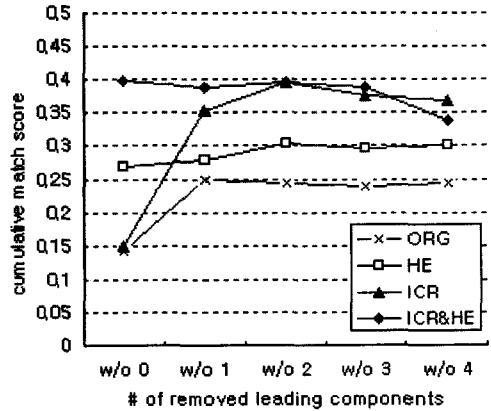
실험은 크게 두 가지이다. 첫째, '상위 주성분 제거' 방법과의 인식 성능 비교 실험. 둘째, 전처리별 인식률 비교이다. 표 2에는 비교한 전처리 방법들을 나열하였다.

3.3.1 상위 주성분 제거 기법과의 인식 성능 비교

그림 5는 Yale 및 PF01 데이터베이스에 대한 '상위



(a) Yale 데이터베이스



(b) PF01 데이터베이스

그림 5 상위 주성분 제거 개수에 따른 랭크 1 인식률 비교

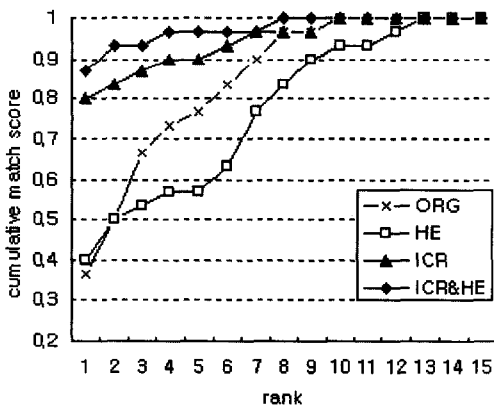
주성분 제거' 방법의 성능 비교 결과이다. ORG 및 HE는 ICR 기법을 포함하고 있지 않고 있는데, 이 경우 각각 상위 주성분 2개, 3개를 제거하였을 때 가장 높은 인식률을 달성하였다. 그러나, 제거하기 위한 상위 주성분 개수를 결정하는 것은 매우 어려운 문제이며, 더욱이 정면 조명아래에서 취득한 영상에 대해서는 상위 주성분

들을 제거하는 것은 조명 효과 제거뿐만 아니라 인식에 중요한 정보까지 제거하는 결과를 낳을 수 있다. ICR이 들어간 경우, 최고 인식률은 상위 주성분들을 모두 사용하였을 때 도달하였다. ICR만 적용한 경우는 상위 주성분 하나를 제거하였을 때 가장 높은 인식률을 보였고, ICR과 HE를 함께 적용한 경우에는 상위 주성분들을 모두 사용하였을 때 도달하였다. ICR만 적용한 경우 Yale 데이터베이스에서와 같은 결과를 얻지 못했는데, 그 이유는 다음과 같다. PF01 데이터베이스는 조명방향 변화뿐만 아니라 명도 값 분포도 다양하기 때문에 HE가 절실한 경우라고 볼 수 있다. 본 실험을 통해 ICR&HE가 제거해야 할 상위 주성분 개수에 대한 고려를 하지 않고도 조명 효과를 누그러뜨릴 수 있음을 보였다.

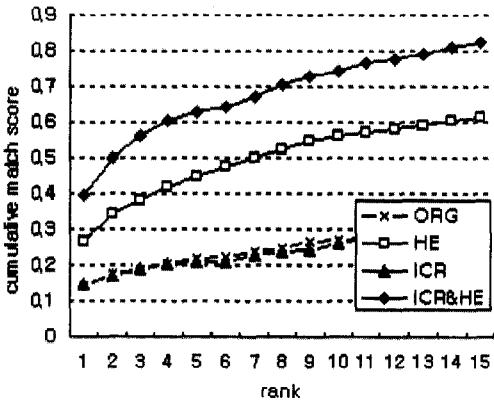
3.3.2 전처리별 인식 성능 비교

A. 짙은 그림자가 있는 영상에서의 성능

두 번째 실험에서는 전처리 관점에서 인식률을 비교



(a) Yale 데이터베이스



(b) PF01 데이터베이스

그림 6 짙은 그림자가 있는 영상에 대한 랭크별 인식률 비교

하였다. 짙은 그림자를 가지고 있는 영상 즉, Yale과 PF01에 대한 실험 결과는 그림 6에 나타나 있다. ICR&HE를 적용한 경우 눈에 띄는 얼굴인식 성능 향상을 보였다.

B. 얇은 그림자가 있는 영상에서의 성능

얇은 그림자를 가지고 있는, 자체 구축 데이터베이스에 대한 실험 결과는 그림 7에 보였다. ICR 기법이 들어간 경우, 랭크 1에서 보다 높은 인식률을 달성하였다.

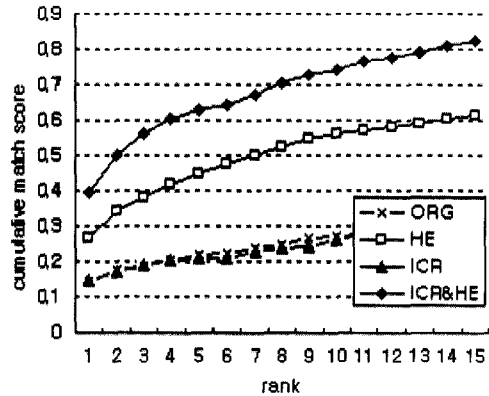


그림 7 본 연구실에서 구축한 데이터에 대한 랭크별 인식률 비교

C. 다양한 변화가 있는 영상에서의 성능

조명 방향에 의한 영향뿐만 아니라, 보다 다양한 조건하에서 취득한 데이터베이스인 경우, 즉 ORL 데이터베이스에 대한 경우, ICR을 통해서 눈에 띄는 성능 향상을 달성하지는 못했다. 그러나, 그림 8을 보면, 실험한 전 랭크를 통해서 ICR을 적용한 경우가 ORG와 HE 보다 인식률이 지속적으로 높은 것을 볼 수 있다. 즉, 조명 영향이 없는 경우, 상위 주성분 제거 기법과는 달리 성능 저하가 없음을 보여준다.

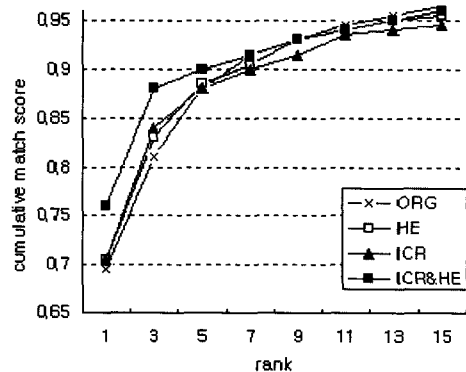


그림 8 ORL 데이터베이스에 대한 랭크별 인식률 비교

### 4. 결론

얼굴인식 시스템의 성능은 조명변화에 매우 민감하다. 본 논문에서는 간단하면서도 실용적으로 조명에 의한 효과를 줄이고 조명 정규화 된 얼굴영상을 얻을 수 있는 ICR 기법을 제안하였다. 제안하는 방법은 여러 장의 영상으로 만들어지는 조명 모델도 요구하지 않으며, '상위 주성분 제거' 기법에서처럼 인식에 매우 중요한 정보가 될 수도 있는 상위 주성분들을 제거하지도 않는다.

조명방향에 의해 생긴 그림자 정도가 심한 경우 제안하는 방법이 더욱 효과적이었음을 보였다. 또한 다양한 조건하에서 취득한 영상에 대해서도 성능이 떨어지지 않음을 보였으며, 상위 주성분들이 조명효과와 관련 있는지를 고려할 필요가 없음을 보였다.

제안한 기법의 단점은 단일조명을 가정하였다는 것이다. 그러나, 우리는 실험을 통해 비교적 간단한 제안 방법을 통해 정규화 된 얼굴영상이 얼굴인식 시스템에서 효과적으로 사용될 수 있는 가능성을 보였다. 본 방법이 보다 실용성을 갖기 위해서는, 향후 눈의 위치를 강인하게 검출할 수 있는 기법에 대한 연구가 필요하다.

### 참고 문헌

[1] M.J. Tarr, K. Kersten and H.H. Bulthoff, "Why the visual recognition system might encode the effects of illumination," *Vision Research*, Vol. 38, pp. 2259~2276, 1998.

[2] Y. Adini, Y. Moses and S. Ullman, "Face recognition: the problem of compensating for changes in illumination direction," *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 19(7), pp. 721~732, July 1997.

[3] P.J. Phillips, H. Moon, S.A. Rizvi and P.J. Rauss, "The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms," *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 22(10), pp. 1090~1104, Oct. 2003.

[4] H. Moon, P.J. Phillips and H. Moon, "The FERET verification testing protocol for face recognition algorithms," *Proc. IEEE Intl Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, pp.48~53, 1998.

[5] A. Yuille, D. Snow, R. Epstein and P. Belhumeur, "Determining Generative Models of Objects Under Varying Illumination: Shape and Albedo from Multiple Images Using SVD and Integrability," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 35(3), pp. 203~222, 1999.

[6] P.N. Belhumeur and D.J. Kriegman, "What is the set of images of an object under all possible lighting conditions?," *Proc. IEEE Intl Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 270~277, 1996.

[7] A.S. Georghiadis, D.J. Kriegman and P.N. Belhumeur, "Illumination cones for recognition under

variable lighting: Faces," *Proc. IEEE Intl Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 52~58, 1998.

[8] M.Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3(1), 1991.

[9] P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha and D.J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 19(7), pp. 711~720, July 1997.

[10] W.Y. Zhao and R. Chellappa, "Illumination-insensitive face recognition using symmetric shape-from-shading," *Proc. IEEE Intl Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 286~293, 2000.

[11] R. Brunelli, "Estimation of Pose and Illuminant Direction for Face Processing," *AIM-1499*, pp.10~18, 1994.

[12] K.K. Sung and T. Poggio, "Example-based learning for view-based human face detection," *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 20(1), pp.39~51, Jan. 1998.

[13] S. M. Ross, "Introduction to Probability and Statistics for Engineers and Scientists," Wiley, New York, 1987.

[14] Asian Face Image Database PF01, <http://nova.postech.ac.kr>



**고재필**  
1996년 연세대학교 전산학과 학사 졸업  
1998년 연세대학교 컴퓨터과학과 석사 졸업  
1999년~현재 연세대학교 컴퓨터과학과 박사과정. 관심분야는 얼굴인식, 패턴인식, 머신러닝



**김은주**  
1994년 연세대학교 전산학과 학사 졸업  
1996년 연세대학교 전산학과 석사 졸업  
2002년 연세대학교 컴퓨터과학과 박사 졸업  
2002년~현재 한국전산원 지식정보기술단. 관심분야는 웹서비스, 데이터마이닝, 패턴인식, 신경망



**변해란**  
1980년 연세대 수학과 학사 졸업  
1987년 Univ. of Illinois at Chicago, Computer Science M.S.  
1993년 Purdue University, Computer Science, Ph.D.  
1994년 3월~1995년 2월 한림대학교 조교수  
1995년 3월~현재 연세대학교 컴퓨터과학과 교수. 관심분야 멀티미디어, 컴퓨터비전, 영상처리, 인공지능, 패턴인식