

논문 2010-47SP-1-4

조명영향 분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 기반 얼굴 이미지 조명 정규화

(Face Illumination Normalization based on Illumination-Separated Face
Identity Texture Subspace)

최 종 근*, 정 선 태**, 조 성 원***

(JongKeun Choi, Sun-Tae Chung, and Seong-Won Cho)

요 약

다양한 조명 환경에서 강인한 얼굴 인식 성취는 어렵다. 조명에 강인한 얼굴 인식을 위해서 보통 전처리 단계로 얼굴 이미지 조명 정규화를 수행한다. 기존 조명 전처리 기법들은 투영 음영을 효과적으로 처리할 수 없다. 본 논문에서는 조명 영향 분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간에 기반한 새로운 얼굴 조명 정규화 기법을 제안한다. 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간은 얼굴 텍스처 공간에서 조명 변화 영향이 분리된 부분공간으로 구축되기 때문에 얼굴 이미지를 이 부분공간으로 투영하여 얻은 얼굴 이미지는 조명 변화 영향이 최소화된 좋은 조명 정규화를 달성한다. 실험을 통해 본 논문에서 제안한 얼굴 조명 정규화 기법이 표면 음영뿐만 아니라 투영 음영도 효과적으로 제거할 수 있으며, 좋은 얼굴 조명 정규화를 달성한다는 것을 확인하였다.

Abstract

Robust face recognition under various illumination environments is difficult to achieve. For robust face recognition with respect to illumination variations, illumination normalization of face images is usually applied as a preprocessing step. Most of previously proposed illumination normalization methods cannot handle cast shadows in face images effectively. In this paper, We propose a new face illumination normalization method based on the illumination-separated face identity texture subspace. Since the face identity texture subspace is constructed so as to be separated from the effects of illumination variations, the projection of face images into the subspace produces a good illumination-normalized face images. Through experiments, it is shown that the proposed face illumination normalization method can effectively eliminate cast shadows as well as attached shadows and achieves a good face illumination normalization.

Keywords: 얼굴 인식, 조명 정규화, 얼굴 텍스처, 얼굴 텍스처 공간 모델링

I. 서 론

* 학생회원, ** 정회원, 숭실대학교 정보통신
전자공학부
(School of Electronic Engineering,
Soongsil University)

*** 정회원, 홍익대학교 전자전기공학부
(Department of Electronic and Electrical
Engineering, Hongik University)

※ 본 연구는 숭실대학교 교내 연구비, BK 지원 그리
고 2008년 홍익대학교 교내연구비 지원으로 수행되
었습니다.

접수일자: 2009년7월8일, 수정완료일: 2009년12월3일

다양한 조명 환경에서는 얼굴인식이 좋은 성능을 내
도록 하는 것은 쉽지 않다^[1]. 현재 조명의 영향을 줄이
기 위해 많이 연구되는 접근의 하나는 조명의 영향에
독립적인 반사(reflectance) 이미지를 얻는 조명 정규화
전처리 방법이다^[2,3]. 반사는 물체 표면의 반사 정도를
기술하는 것으로 조명에 독립적인 물체 고유의 특성을
나타낸다. 이 반사 이미지를 이용하면 조명에 독립적인

얼굴 인식이 가능하다. 그러나 물체의 이미지로부터 반사 이미지를 구하는 것은 어렵다. 레티넥스(Retinex) 이론^[2]이나 비등방성 매끈함(anisotropic smoothing)에 의한 조명 정규화 방법^[3]의 경우, 조명은 천천히 변하는 것으로 가정하고 따라서 이미지의 급격한 변화 부분은 반사 부분의 변화에서 초래되는 것으로 간주하여 반사 이미지를 분리해낸다. 이 경우, 광원을 등쳐 생기는 표면 음영(attached shadow)은 비교적 잘 제거된다. 그러나 얼굴의 경우 볼록 물체가 아니므로 물체의 한 부분(예; 코)이 다른 부분(코 주위 안면)을 가려서 생기는 투영 음영(cast shadow)이 나타날 수 있고 이러한 투영 음영으로 인해 생겨나는 얼굴 이미지의 급격한 변화 부분은 반사 부분의 변화와는 다르다. 따라서 레티넥스(Retinex)나 비등방성 매끈함(anisotropic smoothing) 기반 조명 전처리 기법에 의한 조명 정규화는 반사 이미지에 얼굴의 고유 특징이 아닌, 투영 음영에 의한 예지가 나타날 수 있어 얼굴 조명 정규화에는 한계가 있다.

얼굴 이미지에서 조명 영향을 효과적으로 대처하는 방법의 하나는 얼굴 이미지에서의 조명을 효과적으로 모델링하고 이 모델링에 기반하여 조명 정규화를 수행하는 것이다. 최근 결과^[4]에서는 볼록 램버선 반사 얼굴 모델(convex Lambertian reflectance face model)의 가정 아래, 고정 자세의 인물의 모든 조명 조건하에서 n 픽셀 얼굴 이미지들 집합은 R^n 공간에서 볼록 뿔(convex cone)을 구성한다는 것이 밝혀졌다. 또한 실험적 관찰^[5]과 디지털 신호처리 이론^[6]을 통해 이 볼록 뿔은 저차원 선형 부분공간으로 근사화 될 수 있음이 보여 졌다. 그러나 조명 뿔 모델은 얼굴이 볼록이라는 가정에 기반하고 있기 때문에 투영 음영을 효과적으로 제거할 수 없다. 표면 음영뿐만 아니라 투영 음영도 효과적으로 처리할 수 있기 위해서 실제 얼굴 이미지에서 얼굴의 실제 표면 음영뿐 만 아니라 투영 음영들도 포함하는 얼굴 조명 모델링이 필요하다. 참고문헌^[7]에서는 다양한 조명조건 하에서 효과적인 얼굴 윤곽 검출을 위해 제안한 AIA(Active Illumination and Appearance) 모델에서 투영 음영도 포함하는 실제적 얼굴 조명 이미지들을 사용하여 얼굴 조명을 모델링하였다.

본 논문에서는 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 기반 얼굴 조명 정규화 방법을 제안한다. 제안된 방법은 먼저 조명 변화 영향이 가급적 배제된 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간을 구축한다. 이 부분공

간은 표면 음영뿐만 아니라 투영 음영도 포함한 다양한 조명의 얼굴 이미지 세트로부터 얼굴 조명 변화의 영향을 주로 반영하는 얼굴 조명 텍스처 부분공간을 구축하고 이 부분공간의 직교 부분공간으로 얼굴 고유특성 반영 부분공간을 투영하여 얻는다. 이후, 샘플 얼굴 이미지를 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간에 투영하여 얻은 얼굴 텍스처 벡터를 이용하여 조명 정규화된 얼굴 이미지를 복원한다.

실험을 통하여 본 논문에서 제안한 얼굴 조명 정규화 기법이 표면 음영뿐만 아니라 투영 음영까지 효과적으로 제거하고 조명이 균일한 조명 정규화된 얼굴 이미지를 효과적으로 복원할 수 있음을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 본 논문의 기술적 배경인 조명 정규화, 주성분 분석, 얼굴 모양 PCA 모델링, 얼굴 텍스처 PCA 모델링에 대해 설명한다. III장에서는 본 논문에서 제안한 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 기반 얼굴 조명 정규화 기법에 대해 기술한다. IV장에서는 제안한 얼굴 조명 정규화 기법의 실제 적용 실험 및 그 결과에 대해 설명하며, 마지막으로 V장에서는 본 논문의 결론이 기술된다.

II. 배경 이론

2.1 조명 정규화(Illumination Normalization)

조명 정규화 방법은 이미지들을 전처리하여 조명의 영향을 균일화한 이미지를 제공한다. 현재까지 제시된 방법 가운데 좋은 성능을 내는 조명 정규화 방법은 비등방성매끈함 기반 방법이다^[3]. 이 조명 정규화 방법은 이미지 $I(x, y)$ 는 반사와 조명의 곱으로 표현될 수 있다^[8]는 가정을 이용하고 있다. 즉, $I(x, y) = R(x, y) \times L(x, y)$ (여기서, $R(x, y)$ 은 반사(reflectance)부분 이미지, $L(x, y)$ 은 조명부분 이미지를 나타낸다). 이때, 반사 부분 이미지 $R(x, y)$ 은 조명에 독립적인 물체 고유의 특성을 나타내는 조명 정규화된 이미지이며, 이를 이용하면 조명에 독립적인 얼굴 인식이 가능하다. 그러나 주어진 $I(x, y)$ 에서 반사 이미지 $R(x, y)$ 를 제대로 구하는 것은 매우 어렵다. 그러나 참고문헌^[3]에서는 조명 $L(x, y)$ 은 이미지 $I(x, y)$ 와 유사하고, 매끈하게 변화한다는 가정 하에 먼저 근사적으로 조명 $L(x, y)$ 을 구하고, 반사 이미지 $R(x, y)$ 는 $I(x, y)/L(x, y)$ 로 구하였다.

다음 그림 1은 원래 얼굴 이미지들에 비등방성 매끈

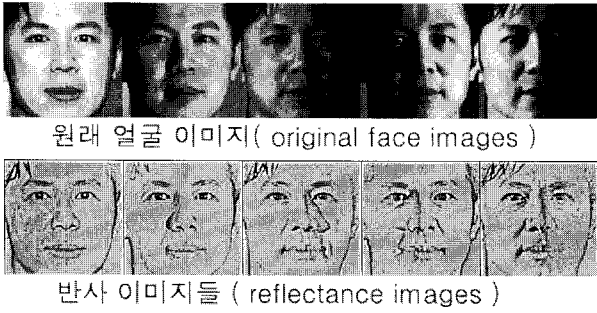


그림 1. 비등방성 매끈함 조명 정규화 기법에 의한 결과 이미지들
 Fig. 1. Face Images from anisotropic smoothing-based Illumination Normalization.

합 기반 조명 정규화 기법을 적용하여 구한 반사 이미지($R(x,y)$)들을 보여준다.

그림 1에서 투영 음영이 없는 1번째, 2번째, 5번째의 반사 이미지들은 비등방성 매끈함 기반 조명 정규화 기법에 의해 표면 음영이 잘 제거되었다. 하지만 투영 음영이 있는 3번째, 4번째 반사 이미지들은 표면 음영은 잘 제거 되었지만 투영 음영 제거는 완전하지 못함을 알 수 있다.

2.2 주성분 분석(Principal Component Analysis)

주성분 분석(PCA)^[9]은 다차원 데이터 집합을 분석하는 기법의 하나로 데이터 집합에서 원하는 수만큼의 주성분 요소를 추출하여 이를 이용하여 데이터를 표현하면 다차원 데이터 집합의 차원을 축소한 분석이 가능하다. PCA는 다차원 데이터 집합의 차원 축소뿐만 아니라, 주성분 요소들이 데이터 집합에서 차례로 변동이 큰 방향 성분의 벡터들이기 때문에 가장 큰 분산을 갖는 부분 공간(subspace)을 보존하는 최적의 선형 변환이라는 특징을 갖는다.

N 차원 공간의 M 개 데이터 $\{x_i\}$ ($i = 1, \dots, M$)가 주어졌을 때 ($N > M$), 이들 M 개 N 차원 벡터 데이터 $\{x_i\}$ ($i = 1, \dots, M$)의 평균 벡터 데이터를

$$\bar{x} \quad (\text{즉, } \bar{x} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i) \text{라 하자.}$$

이 때, $\{x_i\}$ ($i = 1, \dots, M$)의 공분산 행렬

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (1)$$

의 고유치를 $\lambda_1, \dots, \lambda_M$ ($\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_M$) 이라 하고, 해

당 고유치에 대한 고유 벡터를 ϕ_1, \dots, ϕ_M , 라 할 때, ϕ_1 을 첫 번째 주성분 모드, ϕ_2 을 두 번째 주성분 모드, \dots, ϕ_M 을 M 번째 주성분 모드라 한다.

이때, N 차원 공간의 벡터 데이터 x 에 대해 다음과 같이 첫 k ($k \leq M$)개의 주성분 모드들로 최적 근사적 표현이 가능하다.

$$x \cong \bar{x} + \sum_{i=1}^k \phi_i b_i = \bar{x} + \Phi b \quad (2)$$

$$(b_i \equiv \phi_i x, \Phi \equiv [\phi_1, \dots, \phi_k], b \equiv [b_1, \dots, b_k]^T)$$

여기서, 최적 근사란 말은 평균 L_2 재건 에러

$$\epsilon(x) = \|x - \bar{x} - \sum_{i=1}^k \phi_i b_i\|$$

를 최소화하는 것을 말한다.

이때, N 차원 공간의 벡터 데이터 x 를 주성분 행렬 Φ 가 전개하는 부분공간 (즉, 주성분 모드 벡터 ϕ_1, \dots, ϕ_k 가 전개하는 부분공간)으로 투영하여 얻어진 계수 벡터 b 는 벡터 x 의 최적 저차원 표현이 된다. 최적 근사는 보통 에너지 95% 이상이 되는 고유치들에 해당하는 고유 벡터들을 이용한 근사를 말한다. 즉,

$$\frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^M \lambda_i} \geq 0.95 \text{에 달하는 고유치 } \lambda_1, \dots, \lambda_k \text{에 해당하는}$$

고유 벡터 ϕ_1, \dots, ϕ_k 를 이용한 근사를 의미한다.

2.3 얼굴 모양 PCA 모델링

사람마다 얼굴 모양(shape)은 다양하다. 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 기반 얼굴 조명 정규화를 위해서 얼굴 모델 세트 얼굴들의 평균 모양이 필요하다. 이는 얼굴 텍스처 세트에 대해 PCA를 수행할 때, 공통의 얼굴 모양에서의 텍스처들에 대해 분석하여야 하기 때문이다.

얼굴 모양 PCA 모델링은 다음과 같이 이루어진다. 얼굴 특징 점의 개수를 v 개라 하고, 모델링에 사용되는 얼굴 모델 이미지의 개수는 M 개라 하자. 이때, 각 얼굴 특징점들로 구성되는 얼굴 모양(shape) 벡터 s 는 v 개 특징점들의 좌표 세트로 정의된다. 즉,

$$s = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_v, y_v)^T \quad (3)$$

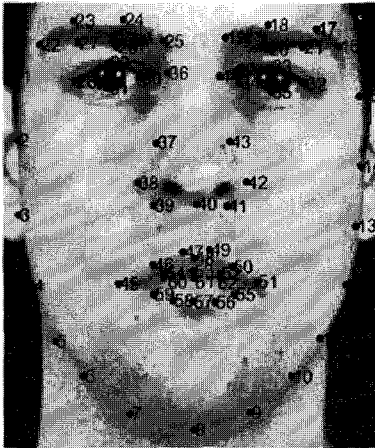


그림 2. 62개의 얼굴 특징점 위치

Fig. 2. Positions of 62 facial feature points.

여기서 (x_v, y_v) 는 v 번째 얼굴 특징점의 좌표를, 'T'는 벡터(행렬) 전치(transpose)를 의미한다. 이때, 각 얼굴의 모양 벡터 s 는 이미 프로크루스테스(Procrustes) 분석^[10]에 의해 정규화 되었다고 가정한다. 본 논문에서 선택한 얼굴 특징점들의 개수는 62개이며 위치는 그림 2와 같다.

M 개의 모델 얼굴 이미지 모양에 대해 PCA 하여, 평균 얼굴 모양 \bar{s} , l 개의 얼굴 모양 고유 벡터(모드) $s_i (i = 1, \dots, l)$ 들을 구할 수 있으며, 따라서 얼굴 모양 s 는 다음과 같이 이들의 선형 결합 최적 근사로 나타낼 수 있다.

$$s \cong \bar{s} + \sum_{i=1}^l s_i p_i = \bar{s} + \Psi p \quad (4)$$

(여기서 $\Psi = [s_1, \dots, s_l]$, $p = (p_1, \dots, p_l)^T$)

2.4 얼굴 텍스처 PCA 모델링

얼굴 텍스처 PCA 모델링에 대해 알아보자. 얼굴 이미지 세트의 얼굴들은 모양(shape)이 각각 달라, 각 얼굴 텍스처들에 대해 PCA 분석 적용이 어렵다. 참고문헌^[11]에서 제안한 고유얼굴(eigenface)에서는 정해진 크기의 사각형으로 크기 정규화된 얼굴 이미지들에 대해 PCA를 수행하고, 이 때 얻어진 PCA 모드들을 고유얼굴 모드라 하였다. 이때, 얼굴을 포함하는 사각형은 크기가 정규화 되었더라도, 모델 세트의 각 얼굴의 윤곽 형태는 동일하지 않기 때문에 고유얼굴들의 얼굴 윤곽들이 각기 다르게 나타나 이를 이용하여 얼굴 이미지의 조명을 정규화 하는 것은 어렵다. 따라서 각 얼굴 텍스

처를 공통 얼굴 모양에서의 텍스처들로 변형하는 것이 필요하다. 본 논문에서는 들로니 삼각법 알고리즘(delaunay triangulazation algorithm)^[12]를 이용하여 각 모델 얼굴 특징점들이 평균 얼굴 모양 \bar{s} 의 얼굴 특징점들과 정합되도록 모델 얼굴 이미지들을 워핑하였다. 평균 얼굴 모양에서의 텍스처 A 는 평균 얼굴 모양으로 워핑된 얼굴 이미지에 대해 샘플링된 픽셀값들의 구성된 집합을 의미하며, 여기서는 벡터로 표현된다. 워핑은 AAM^[13]에서 사용하는 구간 선형 워핑(piecewise linear warping)을 이용한다.

이때, 텍스처 A 에 대해 PCA를 적용하면 다음과 같이 평균 텍스처 \bar{A} 와 k 개의 텍스처 고유 모드 벡터 $A_i (i = 1, \dots, k)$ 의 최적 근사 선형 모델로 표현할 수 있다.

$$A \cong \bar{A} + \sum_{i=1}^k A_i \lambda_i = \bar{A} + \Phi \lambda \quad (5)$$

(여기서 $\Phi = [A_1, \dots, A_k]$, $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_k)^T$)

본 논문에서는 텍스처 고유 모드 벡터 $A_i (i = 1, \dots, k)$ 로 전개되는 텍스처 부분공간을 (평균 얼굴 모양에서의) 얼굴 텍스처 부분공간이라 이름하기로 하며, Φ 의 열벡터들이 텍스처 고유 모드 벡터들이므로, Φ 가 얼굴 텍스처 부분공간을 나타내는 것으로 간주할 수 있으므로 본 논문에서는 얼굴 텍스처 부분공간을 나타내는 기호로 Φ 를 사용하는 것으로 한다.

III. 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 기반 얼굴 조명 정규화

3.1 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 구축

만일 식 (5)로 표현되는 얼굴 텍스처 PCA 모델의 얼굴 텍스처 부분공간 Φ 가 조명 변화 영향에 분리된 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 $\Phi_{identity}$ 와 얼굴 조명 변화만을 나타내는 얼굴 조명 텍스처 부분공간 Φ_{illum} 으로 직교분해가 가능하다고 하자. 즉

$$\Phi = \Phi_{identity} + \Phi_{illum}, \quad \Phi_{identity} \perp \Phi_{illum}.$$

여기서, $\Phi_{identity} \perp \Phi_{illum}$ 는 $\Phi_{identity}$ 와 Φ_{illum} 이 직교한다는 의미이다.

이때, 샘플 얼굴 이미지에 대해 평균 얼굴 모양으로

워핑한 후에 구축된 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 $\Phi_{identity}$ 으로 투영하고 다시 $\Phi_{identity}$ 으로 제투영하면 조명 변화 영향이 분리된 얼굴 텍스처를 얻고 이를 다시 역워핑하면 원래 얼굴 모양에서 조명 영향 변화가 제거된 조명 정규화된 얼굴 이미지 복원이 가능하다.

그러나 일반적으로 구축된 얼굴 텍스처 부분공간 Φ 을 이와 같이 분해하기 위해서는 $\Phi_{identity}$ 와 Φ_{illum} 구축이 가능하여야 하는데 이를 달성하기가 쉽지 않다.

이는 얼굴 이미지 모델 세트에 대해 PCA 분석을 통해 구한 주성분 모드 벡터는 해당 얼굴 이미지 모델 세트의 이미지 데이터에서 변동이 심한 방향의 성분들을 표현하기 때문에, 얼굴 이미지 세트내의 얼굴 이미지들의 조명 변화 영향만을 표현하는 주성분 모드 벡터들이나 얼굴 고유 특성만을 표현하는 주성분 모드 벡터들을 따로 구해내기가 어렵기 때문이다. 또한, 균일하고 좋은 조명 환경 조건하에서 촬영된 얼굴 이미지 세트에 대해 PCA를 적용하여 얻은 얼굴 텍스처 고유 모드들의 경우도 각 인물들의 얼굴 고유의 특성(identity)들을 주로 반영하나 조명 변화 영향에서 완전히 자유롭지 못하다. 그런데, 본 논문에서는 얼굴 조명 정규화가 주목적이므로 얼굴 조명 변화 영향이 분리된 얼굴 고유특성만을 나타내는 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 $\Phi_{identity}$ 구축이 필요하므로 본 절에서는 $\Phi_{identity}$ 실질적 구축 방법을 제안하고 이를 설명한다.

먼저 얼굴 고유특성이 주로 반영되는 텍스처 부분공간을 구한다. 이 부분공간을 Φ_{good} 이라 표현하자.

Φ_{good} 의 구축은 가급적이면 얼굴 고유 특성이 충분히 반영되어야 하므로 균일하고 좋은 조명으로 구성된 같은 자세의 얼굴 이미지 모델 세트에 대해 PCA를 적용하여 구성하는 것이 필요하다. 얼굴 고유특성 반영 얼굴 텍스처 부분공간 Φ_{good} 에는 조명 변화 영향이 있다. 이를 분리하기 위해서 Φ_{good} 에서 얼굴 조명 변화를 나타내는 얼굴 조명 텍스처 부분공간 Φ_{illum} 에 직교하는 부분공간으로의 투영 성분을 구하여야 한다. 이는 다음과 같이 이루어진다.

Φ_{good} 를 Φ_{illum} 로 투영하여 얻어진 부분공간은 $\Phi_{illum}\Phi_{illum}^T\Phi_{good}$ 이다. 이제 Φ_{good} 의 Φ_{illum} 에 직교하는 부분공간으로의 투영 성분은 다음과 같이 구해진다.

$$\Phi_{good} - \Phi_{illum}\Phi_{illum}^T\Phi_{good} \quad (6)$$

이는 조명 변화 영향이 분리 되고, 얼굴 고유특성을 주로 반영하므로 해당 얼굴 이미지 모델 세트의 얼굴 이미지들의 고유특성 텍스처 부분공간 $\Phi_{identity}$ 을 나타낸다. 즉

$$\Phi_{identity} = [I - \Phi_{illum}\Phi_{illum}^T]\Phi_{good} \quad (7)$$

그런데, 식 (7)을 통해, $\Phi_{identity}$ 를 구하기 위해서는 Φ_{illum} 을 구해야 한다. Φ_{illum} 을 구축하기 위해서는 여러 인물들의 평균 얼굴 모양에서의 다양한 조명 환경 얼굴 이미지 세트들이 필요하고 이 이미지 세트에서 얼굴 특성을 배제하고 PCA를 수행할 필요가 있다. 그런데, 평균 얼굴 모양에서의 각 사람들의 조명 변화 영향 텍스처 부분공간들은 상당부분 겹친다. 따라서 한 사람의 조명 변화 텍스처 부분공간으로 얼굴 이미지 모델 세트의 얼굴 이미지들에 대한 (평균 얼굴 모양에서의) 조명 변화 영향 텍스처 부분공간에 대한 근사화가 가능하다. 그래서 Φ_{illum} 의 실질적인 구축은 다음과 같이 이루어 질 수 있다.

Φ_{good} 구축에 사용된 얼굴 이미지 모델 세트의 한 인물에 대해 같은 자세의 다양한 조명 환경에서 촬영한 얼굴 이미지들을 모으고, 이 얼굴 이미지들에서 얼굴 고유 특성을 제거하기 위해 Φ_{good} 구축 얼굴 이미지 세트의 해당 인물 얼굴 이미지를 뺀다. 이렇게 구해진 차이 얼굴 이미지들에 대해 PCA를 적용하여 얻은 PCA 주성분 모드 벡터들로 전개되는 얼굴 텍스처 부분공간은 Φ_{illum} 로 간주될 수 있다.

3.2 조명 정규화된 얼굴 텍스처 계산

샘플 얼굴 이미지를 평균 얼굴 모양으로 워핑한 후에 이를 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간에 투영하여 얻은 투영 벡터를 $\Phi_{identity}\lambda_{identity}$ 라 할 때, 조명 분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간이 구축된 후에 평균 얼굴 모양에서의 조명 정규화된 얼굴 텍스처는 다음과 같이 얻어진다.

$$A_{normalization} = \bar{A} + \Phi_{identity}\lambda_{identity} \quad (8)$$

3.3 제안 얼굴 조명 정규화 방법

다음 그림 3은 본 논문에서 제안한 조명분리 얼굴 고유 특성 텍스처 부분공간 기반 얼굴 조명 정규화 과정

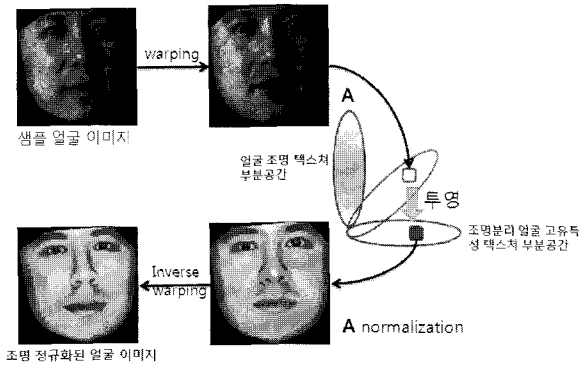


그림 3. 제안 얼굴 조명 정규화 방법에 의한 얼굴 조명 정규화 과정
 Fig. 3. Overview of the proposed face illumination normalization method.

을 보여 준다.

본 논문에서 제안한 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 기반 얼굴 조명 정규화는 다음과 같이 이루어진다.

1) 모델링 단계

3.1 절에서 설명한 방법대로 얼굴 이미지 모델 세트로부터 평균 얼굴 모양과 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분 공간 $\Phi_{identity}$ 를 구축한다.

2) 테스트 단계

① 입력 샘플 얼굴 이미지를 평균 얼굴 모양으로 워핑한다. 이때, 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 텍스처를 A 라 하자.

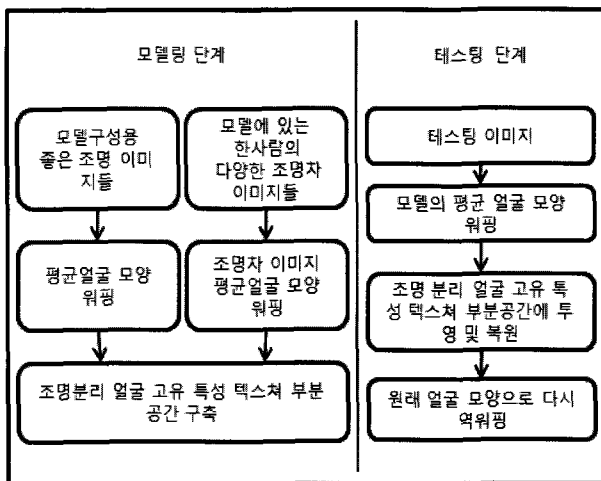


그림 4. 제안한 방법의 블록도
 Fig. 4. Block diagram of the proposed method.

- ② 얼굴 텍스처 A 를 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분 공간 $\Phi_{identity}$ 에 투영하여 얻어진, 평균 얼굴 모양에서의 조명 정규화된 얼굴 텍스처 $A_{normalization}$ 를 식 (8)로 구한다.
- ③ $A_{normalization}$ 를 원래 얼굴 모양으로 역워핑한다.

그림 4는 논문에서 제안한 방법을 블록도로 표현 하였다.

IV. 실험 및 결과 검토

본 절에서는 3절에서 제안한 얼굴 조명 정규화 방법을 적용하여 정면 자세에 대해 얼굴 조명 정규화한 실험 사례를 기술한다.

4.1 얼굴 고유특성 반영 텍스처 부분공간 Φ_{good} 구성

얼굴 고유특성 반영 텍스처 부분공간 구성을 위해서는 가급적 조명 변화가 없는 조명이 균일한 얼굴 이미지 세트로 모델을 구성하는 게 필요하다. 이를 위한 얼굴 이미지 모델 세트는 일정한 좋은 정면 조명하에서 획득한 한 장의 인물당 한 장의 얼굴 이미지들로 구성한다.

얼굴 고유특성 반영 텍스처 부분공간 모델 구성을 위해서 본 논문의 실험에서 사용한 얼굴 모델 세트는 CMU PIE 얼굴 데이터베이스^[14]에서 얻은 10명의 정면 균일한 좋은 조명 얼굴 이미지들이다 (그림 5 참조)

모델 얼굴 이미지 세트의 얼굴들은 모양이 각각 달라, 조명의 영향도 다르다. 따라서 공통 얼굴 모양을 갖도록 하는 것이 필요하다.

이를 위하여 먼저 본 논문에서는 그림 5의 얼굴 이미지 세트에 대해 II장 3절에서 설명한 얼굴 모양 PCA 모델링을 적용하여 얼굴 이미지 세트내의 얼굴들에 대



그림 5. CMU DB 10명의 정면 조명 이미지
 Fig. 5. CMU DB Face Images with uniform and good illumination.

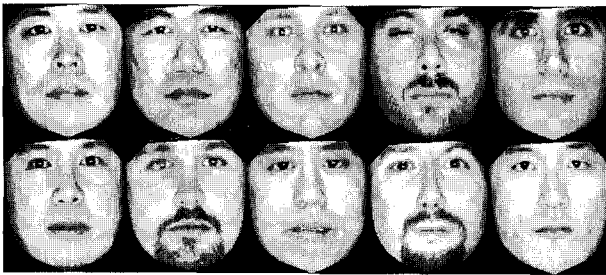


그림 6. 평균 얼굴 모양으로 워핑된 CMU DB 10명의 정면 조명 이미지

Fig. 6. Face images warped into the mean face shape.

해 평균 얼굴 모양을 구한다.

이후 모델 얼굴 이미지 세트내의 각 얼굴 이미지의 텍스처를 평균 얼굴 모양으로 워핑하여 얻어진 얼굴 이미지들 (그림 6 참조)에 대해 2.4절의 얼굴 텍스처 PCA 모델링을 적용하여 다음의 얼굴 고유특성 반영 부분공간 모델을 얻는다.

$$A \cong \bar{A} + \Phi_{good} \lambda_{good} \quad (9)$$

이때, A 는 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 텍스처를 나타내며, \bar{A} 는 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 이미지 모델 세트의 평균 얼굴 이미지 텍스처, Φ_{good} 은 (평균 얼굴 모양에서의) 얼굴 텍스처 고유 모드들로 구성된 행렬이다. 이때, Φ_{good} 로 전개되는 부분공간이 바로 얼굴 고유특성을 주로 반영하는 텍스처 부분공간 모델이다.

그러나 식 (9)의 얼굴 고유특성 반영 텍스처 부분공간 Φ_{good} 은 조명 변화 영향이 완전히 분리되지 않았다. 따라서 얼굴 조명 변화 영향만을 나타내는 텍스처 부분공간을 구하고, 이 부분공간에 직교되는 부분공간으로 식 (9)의 Φ_{good} 을 투영하여 얻어진 텍스처 부분공간이 바로 조명 변화 영향이 분리된 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 모델이 된다.

4.2 얼굴 조명 텍스처 부분공간 Φ_{illum} 구성

얼굴 이미지에서 순수한 조명 변화 영향에 따른 텍스처 변동의 주성분 모드 벡터로 전개되는 조명 변화 영향 텍스처 부분공간을 모델을 구축하기 위해 다음과 같은 과정이 필요하다.

얼굴 조명 텍스처 부분공간을 구성하기 위해 본 논문에서는 상기 얼굴 고유특성 반영 부분공간 모델 구성에 사용된 인물 중 한명의 다양한 조명 환경에서 촬영한



그림 7. CMU DB 동일인물의 다양한 조명 얼굴 이미지들(평균 얼굴 모양에서)

Fig. 7. Face images of a person under various illumination conditions. (in the mean face shape)



그림 8. 얼굴 조명 텍스처 부분공간 공간을 위한 다양한 조명 얼굴 이미지 세트의 일부

Fig. 8. Parts of illumination face image set for construction of face illumination texture subspace.

얼굴 이미지들로 구성된 얼굴 이미지 세트를 이용하였다. 그림 7은 본 논문의 실험에서 얼굴 조명 텍스처 부분공간 구성에 이용한 CMU DB의 동일 인물의 다양한 조명 조건 얼굴 이미지들을 보여준다.

그림 7의 얼굴 이미지들은 해당 인물의 얼굴 고유특성을 보유하므로, 얼굴 조명 변화 영향만을 반영하는 얼굴 조명 텍스처 부분공간 구성이 필요하다.

그래서 이들 다양한 조명 변화 얼굴 이미지들로부터 얼굴 고유특성 반영 텍스처 부분공간 구성에 사용한 균일하고 좋은 조명과 같은 자세의 해당 인물 얼굴 이미

지를 뺀 차이 얼굴 이미지들을 얼굴 조명 텍스처 부분공간 모델 세트에 구성한다.

그림 8의 각 얼굴 이미지는 그림 7의 얼굴 이미지에서 그림 6의 해당 인물 얼굴 이미지를 빼고 그 결과가 잘 표현되도록 영상 처리한 결과 이미지이다.

조명의 영향은 얼굴 모양에 따라 다르므로, 평균 얼굴 모양에 대해 조명 변화 영향 부분공간 모델을 구하는 것이 필요하다. 이후, 차이 얼굴 이미지들을 평균 얼굴 모양으로 워핑한 후에 PCA를 적용한 후에 얻어진 PCA 주성분 모드 벡터들을 열벡터로 하는 행렬을 얼굴 조명 텍스처 부분공간 Φ_{illum} 로 취한다. 이때, 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간은 식 (7)을 적용함으로써 구해진다.

4.3 평균 얼굴 모양에서의 조명분리 얼굴 텍스처

샘플 얼굴 이미지를 평균 얼굴 모양으로 워핑한 얼굴 텍스처 A 에서, 평균 얼굴 모양의 평균 텍스처를 뺀 후에 이를 $\Phi_{identity}$ 부분공간으로 투영하여 얻어진 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 텍스처 $A_{normalization}$ 는 식(8)로 얻어진다.

그림 9는 그림 6의 2명의 다양한 조명의 얼굴 이미지들(1번째 및 3번째 줄 이미지들)에 대해, 식 (8)을 적용하여 얻어진 평균 얼굴 모양에서의 조명분리 얼굴 이미지들(2번째 및 4번째 줄 이미지들)을 보여준다.



그림 9. 조명분리 얼굴 고유 성분 PCA모델에 의해 평균 얼굴에서 조명 정규화된 이미지

Fig. 9. Illumination-normalized face images on the mean face shape.

4.4 조명 정규화된 얼굴 이미지 복원

식 (8)에 의해 조명의 영향이 분리된 균일한 조명으로 조명 정규화된 얼굴 이미지는 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 이미지이다. 원래 얼굴 모양에서의 조명 분리된 얼굴 이미지를 복원하기 위해서는 평균 얼굴 모양에서 원래 얼굴 모양으로 워핑하여야 한다. 본 논문에서는 AAM^[13]에서 이용한 구간 선형 역워핑 (piecewise linear inverse warping)을 이용하여 역워핑 작업을 수행하였다.

그림 10은 조명 영향을 갖는 원래 얼굴 이미지들(첫 번째 및 세 번째 줄)과 원래 얼굴 모양에서 조명 분리된 복원된 얼굴 이미지들(두 번째 및 네 번째 줄)을 보여준다.

그림 10의 결과는 본 논문에서 제안한 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간 기반 얼굴 조명 정규화 방법이 투영 음영도 효과적으로 제거하는 방법임을 보여준다.



그림 10. 제안된 얼굴 조명 정규화 방법에 의해 조명 정규화 된 얼굴 이미지들

Fig. 10. Illumination-normalized face images by the proposed face illumination normalization method.

4.5 얼굴 특징점 자동 검출

샘플 얼굴 이미지를 평균 얼굴 모양으로 워핑하기 위해서, 샘플 얼굴 이미지의 얼굴 특징점 위치가 필요하다. 얼굴 특징점들의 자동 검출은 AAM을 이용하여 가능하다. 그러나 AAM은 조명에 취약하다. 본 논문에서는 조명 영향에 대해 비교적 강인한 AIA^[7] 모델을 이용한 얼굴 특징점 검출 방법을 이용하였다.

4.6 비정면 자세에 대한 얼굴 조명 정규화

앞에서 설명한 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분 공간 기반 얼굴 조명 정규화 방법은 정면 자세뿐만 아니라, 비정면 자세에 대해서도 적용된다.(그림 11 참조)



그림 11. 제안된 얼굴 조명 정규화 방법에 의해 조명 정규화된 비정면 자세 얼굴 이미지들

Fig. 11. Illumination-normalized non frontal pose face images by the proposed face illumination normalization method.

V. 결 론

본 논문에서는 새로운 얼굴 조명 정규화 방법을 제안하였다. 제안한 조명 정규화 방법은 조명분리 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간에 기반한다. 얼굴 고유특성 텍스처 부분공간은 조명 변화 영향이 분리되도록 구축되었기 때문에, 얼굴 이미지를 이 부분공간에 투영하여 얻은 얼굴 이미지는 조명 변화 영향이 배제된 균일한 조명의 이미지를 복원할 수 있었다.

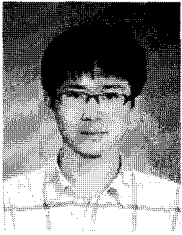
본 논문에서 제안한 얼굴 조명 정규화 방법이 기존의 비등방성 매끈함 정규화 방법보다 표면 음영뿐만 아니라 투영 음영도 효과적으로 잘 처리하여 조명 정규화된 얼굴 이미지를 잘 복원함을 실제 얼굴 이미지들에 대해 적용한 실험을 통해 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] S. Z. Li and A. K. Jain, "Handbook of Face Recognition," 2004.
 [2] E. H. Land and J. J. McCann, "Lightness and retinex theory," *Journal of the Optical Society of America*, pp. 61:1-11, 1971.

[3] R. Gross and V. Brajovic, "An image preprocessing algorithm for illumination invariant face recognition," *In Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, Vol. 2688, pp. 10-18, June 2003.
 [4] P. N. Belhumeur and D. J. Kriegman, "What is the set of images of an object under all possible lighting conditions?," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'96)*, pp. 270-280, 1996.
 [5] R. Epstein, P. Hallinan, and A. Yuille, "5+/-2 eigenimages suffice: An empirical investigation of low-dimensional lighting models," *Proc. Workshop Physics-Based Modeling in Computer Vision*, 1995.
 [6] R. Basri and D.W. Jacobs, "Lambertian reflectances and linear subspaces," *IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, pp. 383 - 390, 2001.
 [7] F. Kahraman and et al., "An Active Illumination and Appearance (AIA) Model for Face Alignment," *Proc. of the CVPR 2007, IEEE Computer Society Workshop on Biometrics*, 2007.
 [8] B. Horn, "Robot Vision," *MIT Press*, 1986.
 [9] I. T. Jollie, "Principal Component Analysis," *Springer - Verlag*, New York, 1986.
 [10] J. C. Gower, "Generalized Procrustes analysis," *Psychometrika*, Vol. 40, pp. 33-51, 1975.
 [11] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience* 3 (1), pp. 71 - 86, 1991.
 [12] D.T. Lee, and B. J. Schachter, "Two Algorithms for Constructing a Delaunay Triangulation," *Int. J. Computer Information Sci.* Vol. 9, pp. 219-242, 1980.
 [13] T. F. Cootes, D. J. Edwards, and S. J. Taylor, "Active Appearance Models," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 23, no. 6, pp. 681 - 685, Jun. 2001.
 [14] CMU PIE Face database, http://www.ri.cmu.edu/research_project_detail.html?project_id=418&menu_id=261

저 자 소 개



최 종 근(정회원)
 2008년 2월 숭실대학교 전산원
 정보통신공학 졸업.
 2009년 3월~현재 숭실대학교
 대학원 전자공학 석사과
 정 재학.

<주관심분야 : 임베디드 컴퓨팅, 컴퓨터비전, 패턴인식>



조 성 원(정회원)
 1982년 2월 서울대학교
 전기공학과 학사.
 1992년 2월 Purdue University
 전기공학과 박사.
 2010년 현재 홍익대학교 전자전기
 공학부 교수.

<주관심분야 : 인공지능, 생체인식, 지능형 시스템, 패턴인식>



정 선 태(정회원)-교신저자
 1983년 2월 서울대학교
 전자공학과 학사.
 1990년 12월 미국 미시간대학교
 (앤아버) 전자 및 컴퓨터
 박사.
 1991년 3월~현재 숭실대학교
 정보통신전자공학부 교수.

<주관심분야 : 생체인식, 지능형 영상감시, 임베디드 멀티미디어>