조명분리 고유얼굴 부분공간 기반 얼굴 이미지 조명 정규화

Face Image Illumination Normalization based on Illumination-Separated Eigenface Subspace

설 태 인*, 정 선 태*, 기선호**, 조성원**
숭실대학교*, 홍익대학교**

Seol Tae-in*, Chung Sun-Tae*,
Ki Sunho**, Cho Seongwon**
*School of Electronics Eng. SoongSil Univ.,
**School of Electronics and Electrical Eng.,. Hongik Univ.

요약

다양한 조명 환경에서 강인한 얼굴 인식은 어렵다. 조명에 강인한 얼굴 인식을 위해서 보통 얼굴 이미지 조명 정규화 전처리를 수행한다. 기존 조명 전처리 기법 중에 가장 효율적으로 알려진 비등방성 스무딩 기법에 의한 조명 정규화는 투영음영(casting shadow)은 제거할 수 없다. 본 논문에서는 고유얼굴로 부터 조명 영향 부분을 분리하여 조명이 분리된 고유얼굴 공간을 구하고, 얼굴 이미지를 이 부분공간으로 투영하여 투영음영을 포함한 조명 영향을 최소한 얼굴 이미지 조명 정규화 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 기법의 효율성은 적용을 통해 확인되었다.

Abstract

Robust face recognition under various illumination environments is difficult to achieve. For face recognition robust to illumination changes, usually face images are normalized with respect to illumination as a preprocessing step before face recognition. The anisotropic smoothing-based illumination normalization method, known to be one of the best illumination normalization methods, cannot handle casting shadows. In this paper, we present an efficient illumination normalization method for face recognition. The proposed illumination normalization method separates the effect of illumination from eigenfaces and constructs an illumination-separated eigenface subspace. Then, an incoming face image is projected into the subspace and the obtained projected face image is rendered so that illumination effects including casting shadows are reduced as much as possible. Application to real face images shows the proposed illumination normalization method.

Ⅰ. 서론

다양한 조명 환경에서는 얼굴인식이 좋은 성능을 내도록 하는 것은 쉽지 않다[1]. 현재 조명의 영향을 줄이기 위해 많이 연구되는 접근의 하나는 조명의 영향에 독립적은 반사(reflectance) 이미지를 얻는 조명 정규화 전처리 방법이다[2,3]. 반사는 물체 표면의 반사정도를 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. Retinex 이론[2]이나, anisotropic smoothing에 의한 조명 정규화 방법[3]의 경우, 조명은 천천히 변하고 따라서 이미지의 급격한 변화 부분은 반사 부분의 변화에서 초래되는 것으로 간주하는 가정 아래 반사 이미지를 분리해낸다. 그러나

얼굴의 경우 볼록 물체가 아니므로 물체의 한 부분 (예: 코)이 다른 부분(코 주위 안면)을 가려서 생기는 투영 음영(casting shadow)이 나타날 수 있고 이러한 투영 음영으로 인해 생겨나는 얼굴 이미지의 급격한 변화 부분은 반사 부분의 변화와는 다르다. 따라서 Retinex나 anisotropic smoothing에 의한 조명 전처리 기법에 의한 조명 정규화는 반사 이미지에 얼굴의 고유 특징이 아닌, 투영 음영에 의한 에지가 나타날 수 있어 얼굴 조명 정규화에는 한계가 있다.

본 논문에서는 얼굴 이미지들에서 투영 음영 영향까지 포함한 조명 영향 성분 모드(벡터)들을 분리해내고 이 조명 영향 성분 벡터 부분공간에 수직인 얼굴 고유 모드(고유 얼굴 벡터) 부분공간을 구한다. 이 부분공간은 조명이 분리된 고유얼굴 벡터 부분공간이기 때문에 입력된 얼굴 이미지 벡터를 이 부분공간에 투영하여 다시 얼굴 이미지를 복원하면 조명의 영향이 최소화된 조명 정규화된 얼굴 이미지를 얻을 수 있다.

얼굴 이미지들에서 조명 영향 성분 모드들을 분리해내기 위해 주성분 분석 방법(Priniciple Component Analysis; 이하 PCA)을 적용할 필요가 있다. 얼굴 이미지 세트에 대해 PCA 를 적용하면, 얻어지는 PCA 모드들을 해당 얼굴 이미지 벡터 세트에서 가장 변화가 심한 모드들이 차례로 얻어진다. 따라서 PCA를 통해 조명 영향 변화 성분 모드를 추출하기 위해서는 모델 얼굴 이미지 세트를 얼굴 고유 특성들이 다양한 서로 다른 인물들의 이미지로 구성하지 않고 동일 인물의 다양한 조명 얼굴 이미지로 구성하여야 한다. 또한, 일반적으로 얼굴 이미지들은 얼굴 고유 특성 성분들과 조명 영향 변화 성분들로 구성되기 때문에 조명 영향 변화 성분 모드들뿐만 얼굴 고유 특성 성분 모드들로 추출하여야 한다. 이를 위해서는 조명이 좋은 다양한 인물의 얼굴 이미지 모델 세트에 대해 PCA를 적용하여 PCA 성분 모드들을 추출한다. 추출된 PCA성분 모드들은 조명 영향이 존재하기 때문에 앞서 구한 조명 영향 변화 성분 모드로 구성되는 부분공간으로 투영하여 조명 영향 성분을 제거하여야 한다.

본 논문에서는 위에서 설명한 바대로 얼굴 이미지들에 대해 조명 영향이 분리된, 조명 분리 얼굴 고유 특성 성분 모드 모델을 구성하고 이 모델에 기반하여 입력 얼굴 이미지를 조명 분리 얼굴 고유 특성 부분 공간으로 투영한 후 이를 이용하여 조명의 영향이 최소화된 얼굴 이미지를 복원하는 얼굴 이미지 조명 정규화 방법을 제한한다.

제안된 방법은 실제 다양한 조명 환경에서 얻어진 얼굴 이미지들에 대해 조명을 모델링하였기 때문에 투영 음영 또한 효과적으로 제거될 수 있음을 실험을 통해 확인한다.

Ⅱ. 배경이론

2.1 주성분 분석(Principal Component Analysis)

주성분 분석(PCA)[4]은 다차원 테이터 집합을 분석하는 기법의 하나로 테이터 집합에서 원하는 수만큼의 주성분 요소를 추출하여 이를 이용하여 데이터를 표현하면 다차원 데이터 집합의 차원을 축소한 분석이 가능하다. PCA는 다차원 테이터 집합의 차원 축소 뿐만 아니라, 주성분 요소들이 테이터 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 $\{\mathbf{x_i}\}$ $(\mathrm{i}=1,\cdots,\mathrm{M})$ 가 주어졌을 때 (N 〉 M), 이들 M 개 N 차원 벡터 데이터 $\{\mathbf{x_i}\}$ $(\mathrm{i}=1,\cdots,\mathrm{M})$ 의 평균 벡터 데이터를 μ (즉, $\mu=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\mathbf{x_i}$)라 하자.

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

$$C=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(\mathbf{x_i}-\mu)(\mathbf{x_i}-\mu)^T$$

의 고유치를 $\lambda_1,\cdots,\lambda_M$ $(\lambda_1 \geqq \cdots \geqq \lambda_M)$ 이라 하고, 해당 고유치에 대한 고유 벡터를 $\phi_1,\cdots,\phi_M$, 라 할 때, ϕ_1 을 첫 번째 주성분 모드 , ϕ_2을 두 번째 주성분 모드, $\cdots,\phi_M$ 을 M 번째 주성분 모드라 한다. 또한, N 차원 공간의 벡터 데이터 $\mathbf{x}$ 는 다음과 같이 첫 K $(K \leqq M)$) 개의 주성분 모드들로 최적 근사적 표현이 가능하다.

$$\mathbf{x} \cong \mu+\sum_{i=1}^{K}\phi_i b_i = \mu+\Phi \boldsymbol{b}$$

$$(b_i \equiv \phi_i \mathbf{x}, \Phi \equiv [\phi_1,\cdots,\phi_k], \boldsymbol{b} \equiv [b_1,\cdots,b_K]^T\ )$$

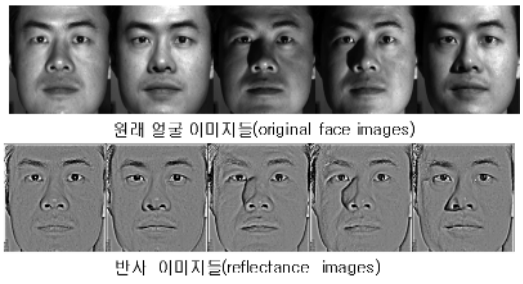
여기서, 최적 근사란 말은 평균 L_2 재건 에러 $\epsilon(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mu - \sum_{i=1}^{K} \phi_i b_i\|$ 를 최소화하는 것을 말한다.

이때, N 차원 공간의 벡터 데이터 $\mathbf{x}$를 주성분 행렬 Φ가 전개하는 부분공간(즉, 주성분 모드 벡터 $\phi_1, \cdots, \phi_k$ 가 전개하는 부분공간)으로 투영하여 얻어진 벡터 b 는 벡터 $\mathbf{x}$ 의 최적 저차원 표현이 된다.

2.2 조명 정규화(Illumination Normalization)

조명 정규화 방법은 이미지들을 전처리하여 조명의 영향을 균일화한 이미지를 얻는다. 현재까지 제시된 방법 가운데 좋은 성능을 내는 조명 정규화 방법은 비등방성 매끈함 기반 방법이다[5]. 이 조명 정규화 방법은 이미지 $I(x,y)$는 반사와 조명의 곱으로 표현될 수 있다[6]는 가정을 이용하고 있다. 즉, $I(x,y)=R(x,y)\times L(x,y)$ (여기서, $R(x,y)$은 반사(reflectance)부분, $L(x,y)$은 조명부분을 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 [5]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 $R(x,y)$은 $I(x,y)/L(x,y)$로 구하였다.

다음 그림 1은 얼굴 이미지들을 anisotropic smoothing 을 적용하여 구한 반사 이미지($R(x,y)$)들을 보여준다.



▶▶ 그림 1. 비등방성 스무딩 기법에 의한 조명 정규화 결과 이미지들

그림 1에서 보면 anisotropic smoothing 기법에 의한 조명 정규화 처리에 의해 구해진 반사 이미지들이 완전하지 못함을 알 수 있다(반사 이미지들 가운데 3번째, 4번째 이미지에 투영 음영이 있음에 주목한다).

Ⅲ. 조명분리 얼굴 고유 성분 PCA 모델에 의해 얼굴 조명 정규화

3.1 개요

다양한 조명 변화를 나타내는 얼굴 이미지 세트로 구성된 훈련 세트에 대해 단순한 PCA 적용으로는 조명 영향 변화 성분 모드들을 분리해낼 수 없다. 이는 PCA 분석을 통해 구한 주성분 모드 벡터는 얼굴 이미지 세트의 이미지 데이터에서 변동이 심한 성분들을 표현하기 때문에, 얼굴 이미지 세트내의 얼굴 이미지들의 조명 변동만을 표현하는 구해진 주성분 모드 벡터들을 구하기가 어렵기 때문이다.

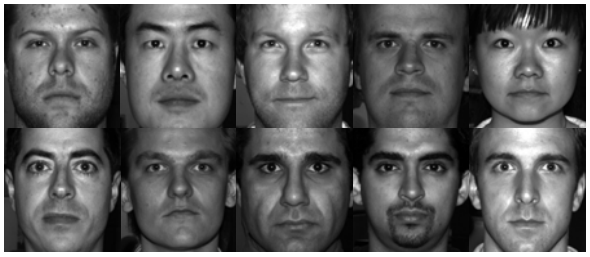
또한, 일정한 좋은 조명 환경 조건하에서 촬영된 얼굴 이미지 세트에 대해 PCA를 적용하여 얻은 고유얼굴들의 경우, 각 인물들의 얼굴 고유의 특성(identity)들을 주로 반영하나, 조명 변동의 영향을 완전히 분리하지 못한다. 한편, 동일 인물에 대한 다양한 조명을 갖는 얼굴 이미지들에 대해 PCA를 적용하여 얻어진 주성분 모드 벡터들은 조명의 변동들을 주로 반영하게 된다. 따라서 일정한 좋은 조명의 얼굴 이미지 세트에 대해 PCA 하여 얻어진 고유얼굴 부분공간을 분해하여 조명 영향 변화 주성분 모드 벡터 부분공간에 직교되는 얼굴 고유 특성 부분공간을 얻으면, 이 조명 영향 변화 부분공간에 직교되는 얼굴 고유 특성 부분공간은 조명의 변동 영향이 분리되게 된다.

3.2 얼굴 고유 특성 PCA 모델 (Eigenfaces PCA Model)

얼굴 고유 특성 PCA 모델 구성을 위한 얼굴 이미지 모델 세트는 식별하고자 하는 등록 인물들에 대해 등록 인물당 일정한 좋은 정면 조명하에서 획득

한 한 장의 얼굴 이미지들로 구성한다.

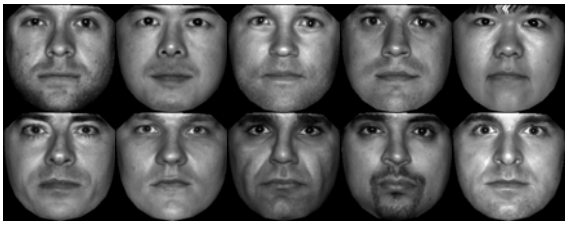
얼굴 고유 특성 모델 구성을 위해서 본 논문에서의 실험에서 사용한 얼굴 데이터베이스는 Yale 얼굴 데이터베이스[7]에서 얻은 10명의 얼굴 이미지들이다 (그림 2 참조)



▶▶ 그림 2. Yale B DB 10명의 정면 조명 이미지

이 얼굴 이미지 세트의 얼굴들은 모양(shape)이 각각 달라, 조명의 영향도 다르다. 따라서 공통 얼굴 모양을 갖도록 하는 것이 필요하다. 이를 위하여 AAM(Active Appreance Model) 방법[8,9]을 적용하여, 얼굴 이미지 세트내의 얼굴들에 대해 평균 얼굴 모양을 구하고, 각 얼굴 이미지의 텍스쳐를 평균 얼굴 모양으로 워핑(warping)하여 얻어진 얼굴 이미지들 (그림 3 참조)에 대해 PCA를 적용하여 다음의 얼굴 고유 성분 PCA 모델을 얻는다.

$$t \simeq \mu + \Phi_{eigenface} b_{ef} \qquad (1)$$



▶▶ 그림 3. 평균 얼굴 모양으로 워핑된 Yale B DB 10명 의 정면 조명 이미지

이때, t 는 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 이미지를 나타내며, μ 는 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 이미지 훈련세트의 평균 얼굴 이미지 텍스쳐, $\Phi_{eigenface}$는 (평균 얼굴 모양에서의) 얼굴 고유 모드들로 구성된 행렬, b_{ef}는 식(1)에서의 t를 표현할 수 있는 최적 저차원 표현, 즉 얼굴 이미지 특징 벡터이다.

3.3 얼굴 조명 영향 변화 모드 PCA 모델 (Face Illumination PCA Model)

얼굴 조명 PCA 모델을 얻기 위해, 상기 고유얼굴 PCA 모델링에 사용된 한 인물에 대해 다양한 조명 환경에서 촬영한 얼굴 이미지 훈련 세트를 구성한다. 본 논문에서는 Yale DB B set[7]을 이용하였다. 그림 5는 얼굴 조명 PCA 모델 구성을 위해 사용한 동일 인물의 64개 조명 얼굴 이미지들의 일부를 보여준다.

▶▶ 그림 4. Yale B DB 동일인물의 다양한 조명 얼굴 이미지

조명의 영향은 얼굴 모양에 따라 다르므로, 평균 얼굴 모양에 대해 얼굴 조명 PCA 모델을 구하는 것이 필요하다. 인물의 고유 얼굴 특성을 배제하고 조명 변동만을 모델링하기 위해, 그림 4의 64개의 조명이 다양한 동일 얼굴 이미지 세트에서 그림 2의 해당 인물의 이미지를 뺀 후 얻어진 얼굴 이미지들을 평균 얼굴 모양으로 워핑(warping)한 후에 PCA를 적용한 후에 다음의 얼굴 조명 PCA 모델을 구하였다.

$$t \simeq \mu' + \Phi_{illum} b_{ill} \qquad (2)$$

이때, t 는 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 이미지이며, μ' 는 얼굴 이미지 훈련세트의 평균 얼굴 모양에서의 평균 조명을, Φ_{illum}는 (평균 얼굴 모양에서의) 얼굴 조명 주성분 모드 벡터들로 구성된 행렬을 나타내고. b_{ill} 는 식(2)에서의 t를 표현할 수 있는 최적 저차원 표현, 즉 얼굴 이미지 특징 벡터이다. 본 논문에서는 Φ_{illum}의 열벡터로 구성되는 부분공간을 조명영향 부분공간이라 이름한다.

3.4 조명분리 얼굴 고유 성분 PCA 모델

식(1)의 고유얼굴 PCA 모델의 고유얼굴들은 조명에 독립적이지 않다. 따라서 고유얼굴 부분공간 $\Phi_{eigenface}$에서 조명의 영향을 분리해내기 위해, $\Phi_{eigenface}$의 열벡터들을 Φ_{illum}의 열벡터들로 구성된 부분공간에 직교되는 부분공간으로 투영하고 투영된 벡터들을 열벡터로 하는 행렬 $\Phi_{identity}$을 구한다. 이때, $\Phi_{identity}$는 다음과 같이 구해진다.

$$\Phi_{identity} \equiv [I - \Phi_{illum}\Phi_{illum}^{T}]\Phi_{eigenface} \qquad (3)$$

$\Phi_{identity}$의 열벡터들은 조명 영향이 분리 개선된 고유얼굴 부분공간을 구성한다. 본 논문에서는 $\Phi_{identity}$의 열벡터들을 조명분리 얼굴 고유 성분 모드라 이름한다. 이제, 샘플 얼굴 이미지를 평균 얼굴 모양으로 워핑한 후에, 평균 얼굴 모양의 평균 텍스쳐를 뺀 후에 이를
$\Phi_{identity}$부분공간으로 투영하여 얻어진 투영 벡터를 b_{ident}라 하자.
이때, 최종적으로 다음과 같이 조명의 영향에 강인하고 개선된 조명분리 얼굴 고유 성분 PCA 모델을 구성할 수 있다.

$$t_{identity\ face} = \mu + \Phi_{identity} b_{ident} \qquad (4)$$

식 (4)에서의 $t_{identity\ face}$ 는 조명 영향이 분리된 고유얼굴들의 선형 결합으로 표현되는 (평균 얼굴 모양에서의) 얼굴로써, 원래의 (평균 얼굴 모양에서의) 얼굴 t 에 대해 조명의 영향이 분리된 좋은 균일한 조명을 갖는 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 이미지를 의미한다.

그림 5는 제안된 조명분리 얼굴 고유 성분 PCA모델에 의해 조명이 정규화된 얼굴 이미지들을 보여준다.

그림 5에서 첫 번째 줄과 세 번째 줄은 평균얼굴에서의 모델에 있는 사람의 다양한 조명 이미지를 나타내며 두 번째 줄 과 네 번째 줄은 식(4)에 의해 조명이 정규화된 얼굴 이미지이다.

▶▶ 그림 5. 조명분리 얼굴 고유 성분 PCA모델에 의해 평균얼굴에서 조명 정규화된 이미지

3.5 Inverse warping

식 (4)에 의해 조명의 영향이 분리된 균일한 조명으로 조명 정규화된 얼굴이미지는 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 이미지이다. 원래 얼굴 모양에서의 조명분리된 얼굴 이미지를 복원하기 위해서는 평균 얼굴 모양에서 원래 얼굴 모양으로 워핑하여야 한다. 본 논문에서는 AAM에서 사용한 piecewise linear inverse warping을 이용하여 역워핑 작업을 수행하였다. 그림 6은 조명 영향을 갖는 원래 얼굴 이미지들(첫번째 및 세번째 줄)과 원래 얼굴 모양에서 조명분리된 복원된 얼굴 이미지들(두번째줄과 네번째줄)을 보여준다.

그림 6의결과는 본 논문에서 제안한 조명분리 고유얼굴 부분공간 얼굴 이미지 조명 정규화 방법이 투영 음영도 제거하는 효과적 방법임을 보여준다.

▶▶ 그림 6. 원래 얼굴 모양에서 조명이 분리되어 복원된 얼굴 이미지

Ⅳ. 결론

본 논문에서 제안한 조명 정규화 방법과 다시 원래 형태로 워핑한 방법은 기존의 조명 정규화 방법에서 제거하지 못한 음영까지도 잘 제거하고 각각 사람의 고유의 얼굴 형태까지 표현하는 것을 실제 얼굴 이미지들에 대한 적용을 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] I. T. Jollie, "Principal Component Analysis," Springer - Verlag, New York, 1986.

[5] 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.

[6] B. Horn, "Robot Vision," MIT Press, 1986.

[7] Yale Face database, http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html

[8] T. F. Cootes, D. J. Edwards, and S. J. Taylor, "Active Appearance Models," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vl. 23, no. 6, pp. 681-685, Jun. 2001.

[9] 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.