조명분리 고유얼굴에 기반한 조명에 강인한 얼굴 인식

Illumination-Robust Face Recognition based on Illumination-Separated Eigenfaces

설태인*, 정선태*, 조성원**
충실대학교 정보통신 전자공학부*, 홍익대학교 지능정보처리연구실**

Tae-In Seol(taeins@ssu.ac.kr)*, Sun-Tae Chung(cst@ssu.ac.kr)*,
Seong-Won Cho(swcho@wow.hongik.ac.kr)**

요약

얼굴 인식 방법 중 인기 있는 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법은 훈련 얼굴 이미지 세트에 대해 PCA를 적용하여 얻어진 고유얼굴을 이용한다. 따라서 훈련 얼굴 이미지들의 조명들과 다른 조명의 환경들에서는 신뢰성 있는 성능을 얻기 어렵다. 본 논문에서는 조명의 영향을 배제한 조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법을 제안한다. 제안된 방법은 얼굴 모델 이미지 세트의 고유얼굴 공간을 구성된 얼굴 조명 부분공간에 대해 직교 분해하여 얻은 조명분리 고유얼굴들을 이용한다. 실험을 통해서 조명분리 고유얼굴에 기반하는 제안된 얼굴 인식 방법이 기존 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법보다 조명의 영향에 보다 강인함을 확인하였다.

■ 중심어 : | 얼굴인식 | 조명 | 고유얼굴 | PCA | 생체인식 |

Abstract

The popular eigenfaces-based face recognition among proposed face recognition methods utilizes the eigenfaces obtained from applying PCA to a training face image set. Thus, it may not achieve a reliable performance under illumination environments different from that of training face images. In this paper, we propose an illumination-separate eigenfaces-based face recognition method, which excludes the effects of illumination as much as possible. The proposed method utilizes the illumination-separate eigenfaces which is obtained by orthogonal decomposition of the eigenface space of face model image set with respect to the constructed face illumination subspace. Through experiments, it is shown that the proposed face recognition method based on the illumination-separate eigenfaces performs more robustly under various illumination environments than the conventional eigenfaces-based face recognition method.

■ keyword : | Face Recognition | Illumination | Eigenfaces | PCA | Biometrics |

I. 서론

얼굴 이미지 세트에 주성분 분석(Principal Component

Analysis; PCA)방법을 적용하여 얻은 주성분 모드 벡터들을 고유얼굴들(eigenfaces)이라 하며, 이 고유얼굴들로 전개되는 벡터 부분공간(subspace)으로 얼굴 이

* 본 연구는 충실대학교 교내연구비 지원으로 수행되었습니다.

접수번호 : #081223-007

접수일자 : 2008년 12월 23일

심사완료일 : 2009년 02월 16일

교신저자 : 정선태, e-mail : cst@ssu.ac.kr

미지를 투영하여 얻은 저차원 벡터를 이용한 얼굴 인식 방법을 고유얼굴 기반 얼굴 인식이라 한다[1-3].

기본적으로 고유얼굴 기반 얼굴 인식은 얼굴 이미지들이 고차원 이미지 벡터 공간의 한 벡터로 간주될 수 있으며, 얼굴 이미지들은 근사적으로 고차원 이미지 벡터 공간의 부분공간을 구성하며, 따라서 이 부분공간의 기저벡터(고유얼굴)들의 선형 결합으로 얼굴 이미지 데이터가 표현될 수 있다는 가정에 기반한다. 따라서 고유얼굴 기반 얼굴 인식은 벡터 공간에서의 기하학적 문제로 접근할 수 있어 다루기가 용이하여 얼굴 인식에서 매우 유용하게 응용되었다.

그러나 고유얼굴들은 훈련 얼굴 이미지 세트에 대해 PCA를 적용하여 얻어진 것으로 훈련 얼굴 이미지 세트 내의 얼굴 이미지들의 조명 환경 등에 영향을 받는다. 얼굴 인식시에 입력 얼굴 이미지가 훈련 얼굴 이미지 세트의 이미지들과 다른 조명 환경을 갖는 경우에, 이 입력 얼굴 이미지는 다른 조명 환경의 훈련 얼굴 이미지 세트로부터 만들어 진 고유얼굴의 선형 결합으로 충분히 표현하기 곤란하다. 따라서 고유얼굴 기반 얼굴 인식이 다양한 조명 환경에서 좋은 성능을 내기가 어렵다[4].

현재 조명의 영향을 줄이기 위해 많이 연구되는 접근의 하나는 조명의 영향에 독립적인 반사(reflectance) 이미지를 얻는 조명 정규화 전처리 방법이다[5,6,7]. 반사는 물체 표면의 반사정도를 기술하는 것으로 조명에 독립적인 물체 고유의 특성을 나타낸다. 따라서 이 반사 이미지를 이용하면 조명에 독립적인 얼굴 인식이 가능하다. 그러나 물체의 이미지로부터 반사 이미지를 구하는 것은 어렵다. Retinex 이론[5]이나, 비등방성 매끈함(anisotropic smoothing)에 의한 조명 정규화 방법[6][7]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 음영이 나타날 수 있고 이러한 투영 음영으로 인해 생겨나는 얼굴 이미지의 급격한 변화 부분은 반사 부분의 변화와는 다르다. 따라서 Retinex나 비등방성

매끈함에 의한 조명 전처리 기법에 의한 조명 정규화는 반사 이미지에 얼굴의 고유 특징이 아닌, 투영 음영에 의한 예지가 나타날 수 있어 얼굴 조명 정규화에는 한계가 있다.

본 논문에서는 조명분리 고유얼굴에 기반한 얼굴 인식 기법을 제안한다. 제안된 방법은 먼저 얼굴 모델 이미지 세트의 고유얼굴 공간을 구성된 얼굴 조명 고유얼굴 부분공간에 대해 직교 분해하여 조명분리 고유얼굴 부분공간을 구하고 이를 이용하여 얼굴 인식을 수행한다. 조명분리 고유얼굴 부분공간을 구성하는 조명분리 고유얼굴들은 고유얼굴들로부터 조명의 영향이 가급적 분리되었기 때문에, 이에 기반한 얼굴 인식 방법은 기존의 고유얼굴에 기반 한 얼굴 인식 방법 보다 조명의 영향에 대해 보다 강인하다.

또한, 제안한 조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법은 실제의 다양한 조명 환경에서 얻어진 얼굴 이미지들에 대해 조명을 모델링하였기 때문에 투영 음영 영향에 대해서도 효과적으로 대처한다. 본 논문의 제안 방법에 의한 조명 영향에 대한 강인성 향상은 Yale B DB(Database)[8]를 이용한 실험을 통해 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 본 논문의 기술적 배경인 조명 정규화, 주성분 분석, 고유얼굴 및 고유얼굴에 기반한 얼굴 인식에 대해 설명한다. 3절에서는 본 논문에서 제안한 조명 영향 분리 고유얼굴 구성 및 이에 기반한 얼굴 인식 방법에 대해 기술하며, 제4절에서는 실험 및 결과 분석이 마지막으로 5절에서는 결론이 기술된다.

II. 기술적 배경

2.1 조명 정규화(Illumination Normalization)

조명 정규화 방법은 이미지들을 전처리하여 이미지들에 있어서의 조명 변화를 정규화한 이미지를 얻는다. 현재까지 제시된 방법 가운데 좋은 성능을 보이는 조명 정규화 방법은 비등방성 매끈함 기반 방법이다[6]. 이 조명 정규화 방법은 이미지 $I(x,y)$ 는 반사와 조명의 곱으로 표현될 수 있다[9]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. [6]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 1]은 얼굴 이미지들을 비등방성 매끈함 기법을 적용하여 구한 반사 이미지($R(x,y)$)들을 보여준다.

그림 1. 비등방성 스무딩 기법에 의한 조명 정규화 결과 이미지들

[그림 1]에서 보면 비등방성 매끈함 기법에 의한 조명 정규화 처리에 의해 구해진 반사 이미지들이 완전하지 못함을 알 수 있다(반사 이미지들 가운데 3번째, 4번째 이미지들에서 투영 음영이 제거되지 못하고 존재함에 주목한다).

2.2 주성분 분석(Principal Component Analysis)

주성분 분석(이하 PCA)[10]은 다차원 데이터 집합을 분석하는 기법의 하나이다. PCA 기법을 적용하여 데이터 집합에서 주성분 모드(요소)들을 추출하고 이를 이용하여 데이터를 표현하면, 다차원 데이터 집합의 차원을 축소한 분석이 가능하다. PCA는 다차원 데이터 집

합의 차원 축소를 이룰 뿐만 아니라, 가장 큰 분산을 갖는 부분 공간(subspace)을 보존하는 최적의 선형 변환이라는 특징을 갖는다. 이는 주성분 모드들이 데이터 집합에서 차례로 변동이 큰 방향 성분의 벡터들이기 때문이다.

N 차원 공간의 M 개 데이터 $\mathbf{x}_i$ ($i=1, \dots, M$)가 주어졌을 때 ($N > M$), 이들 M 개 N 차원 벡터 데이터 $\mathbf{x}_i$ ($i=1, \dots, M$)의 평균 벡터 데이터를 $\boldsymbol{\mu}$ (즉, $\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{x}_i$)라 하자.

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

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

의 고유치를 $\lambda_1, \dots, \lambda_M$ ($\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_M$)이라 하고, 해당 고유치에 대한 고유 벡터를 $\boldsymbol{\phi}_1, \dots, \boldsymbol{\phi}_M$ 라 할 때, $\boldsymbol{\phi}_1$ 을 첫 번째 주성분 모드, $\boldsymbol{\phi}_2$ 을 두 번째 주성분 모드, $\dots, \boldsymbol{\phi}_M$ 을 M 번째 주성분 모드라 한다. 또한, N 차원 공간의 벡터 데이터 $\mathbf{x}$ 는 다음과 같이 첫 K ($K \leq M$)개의 주성분 모드들로 최적 근사적 표현이 가능하다.

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

$$(b_i \equiv \boldsymbol{\phi}_i^T \mathbf{x}, \boldsymbol{\Phi} \equiv [\boldsymbol{\phi}_1, \dots, \boldsymbol{\phi}_K], \mathbf{b} \equiv [b_1, \dots, b_K]^T)$$

여기서, 최적 근사란 말은 평균 L_2 재건 에러

$$\epsilon(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu} - \sum_{i=1}^K \boldsymbol{\phi}_i b_i\|$$

를 최소화하는 것을 말한다.)

이때, N 차원 공간의 벡터 데이터 $\mathbf{x}$ 를 주성분 행렬 $\boldsymbol{\Phi}$ 가 전개하는 부분공간(즉, 주성분 모드 벡터 $\boldsymbol{\phi}_1, \dots, \boldsymbol{\phi}_K$ 가 전개하는 부분공간)으로 투영하여 얻어진 벡터 $\mathbf{b}$ 는 벡터 $\mathbf{x}$ 의 최적 저차원 표현이 된다.

2.3 고유얼굴(Eigenfaces) 기반 얼굴 인식

얼굴 인식에 있어 PCA 기법의 첫 번째 응용은 [2][3]에서 제안했던 고유얼굴에 관한 연구이다. 얼굴 이미지

세트에 있는 2차원 배열의 얼굴 이미지들을 1차원 이미지 벡터로 변환하고, 이 1차원 얼굴 이미지 벡터 세트에 대해 PCA를 적용하여 얻어진 고유 벡터를 고유얼굴이라 한다.

고유얼굴 기반 얼굴 인식은 다음과 같이 이루어진다. M 개의 얼굴 이미지 $\{\mathbf{x}_i\}$ ($i = 1, \dots, M$) 로 이루어진 등록된 얼굴 이미지 세트들에 PCA를 적용하여 고유얼굴들을 구한 후에, 다시 각 등록 얼굴 이미지 (보다 정확히는 등록 얼굴 이미지에서 평균 얼굴 이미지를 뺀 이미지) 들을 '고유얼굴 벡터 부분공간'(고유얼굴들이 전개하는 부분공간)에 투영하여 얻어진 벡터들 $\{\mathbf{b}_i\}$ ($i = 1, \dots, M$) 을 각 등록 얼굴 이미지의 특징 벡터로 저장한다.

이제, 새 얼굴 이미지 $\mathbf{x}$ 의 인물 식별은 다음과 같이 이루어진다. 먼저, 새 얼굴 이미지 데이터 $\mathbf{x}$ 를 주성분 모드 벡터 부분공간에 투영하여 얻어진 벡터 $\mathbf{b}$ 를 구한다. 이 후 이를 저장된 각 등록 얼굴의 특징 벡터와 비교하여 가장 가까운 거리의(또는 가장 상관관계가 높은) 등록 얼굴 이미지의 특징 벡터의 인물로 판별한다.

III. 조명분리 고유얼굴

3.1 개요

다양한 조명 변화를 나타내는 얼굴 이미지 세트로 구성된 훈련 세트에 대해 단순한 PCA 적용으로는 조명 영향 부분공간을 분리해낼 수 없다. 이는 PCA 을 통해 구한 주성분 모드 벡터들이 얼굴 이미지 세트의 이미지 데이터에서 변동이 심한 성분들을 표현하기 때문에, 얼굴 이미지 세트내의 얼굴 이미지들의 조명 변동만을 표현하는 주성분 모드 벡터들을 분리해내기가 어렵다.

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 영향들을 주로 반영하는 조명영향 부분공

간을 구성한다.

따라서 일정한 좋은 조명의 얼굴 이미지 세트에 대해 PCA 하여 얻어진 고유얼굴 공간을 조명영향 고유얼굴 부분공간과 이에 직교되는 고유얼굴 부분공간으로 직교 분해하여 얻은 고유얼굴 부분공간은 조명 영향 성분이 분리된다. 따라서 이 조명분리 고유얼굴 부분공간에 기반한 얼굴 인식 방법은 조명 영향을 덜 받게 된다.

3.2 고유얼굴 PCA 모델 (Eigenfaces PCA Model)

고유얼굴 PCA 모델 구성을 위한 얼굴 이미지 훈련 세트는 식별하고자 하는 등록 인물들에 대해 등록 인물당 일정한 좋은 정면 조명하에서 획득한 한 장의 얼굴 이미지들로 구성한다.

고유얼굴 모델 구성을 위해서 본 논문에서의 실험에서 사용한 얼굴 데이터베이스는 Yale 얼굴 데이터베이스 B[8]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 Appearance Model) 방법[11-13]을 적용하여, 얼굴 이미지 세트내의 얼굴들에 대해 평균 얼굴 모양을 구하고, 각 얼굴 이미지의 텍스처를 평균 얼굴 모양으로 워핑(warping)하여 얻어진 얼굴 이미지들 ([그림 3] 참조)에 대해 PCA 를 적용하여 다음의 고유얼굴 PCA 모델을 얻는다.

$$\mathbf{t} \cong \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Phi}_{\text{eigenface}} \mathbf{b}_{eg} \quad (1)$$

이때, $\mathbf{t}$ 는 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 이미지를 나타

내며, μ 는 평균 얼굴 모양에서의 얼굴 이미지 훈련 세트의 평균 얼굴 이미지 텍스처, $\Phi_{\text{eigenface}}$ 는 (평균 얼굴 모양에서의) 고유얼굴들로 구성된 행렬이다. b_{eg} 는 $t - \mu$ 를 $\Phi_{\text{eigenface}}$ 로 전개되는 부분공간에 투영하여 얻어진 벡터를 나타낸다. 논문에서의 95% 에너지를 포함하는 고유 얼굴을 구하였으며 [그림 3]의 Yale DB B의 경우에, 8개의 고유얼굴을 얻었다. [그림 4]는 평균 얼굴 및 8개의 고유얼굴을 보여준다.

그림 3. 평균 얼굴 모양으로 워핑된 Yale B DB 10명의 정면 조명 이미지

그림 4. 평균 얼굴 이미지(맨왼쪽상단) 및 고유얼굴(좌상단부터 순서대로)

이 고유얼굴들은 조명이 좋고 일정한 환경에서 얻어진 얼굴 이미지로부터 얻어진 것이므로 주로 얼굴 고유의 특징들을 표현한다고 볼 수 있다. 그러나 조명의 영향이 완전히 배제된 것은 아니므로 조명 영향 성분을 분리할 필요가 있다.

3.3 얼굴 조명 부분공간(Face Illumination Subspace)

얼굴 조명 부분공간을 얻기 위해, 상기 고유얼굴 PCA 모델링에 사용된 한 인물에 대해 다양한 조명 환경에서 촬영한 얼굴 이미지 훈련 세트를 이용한다. 본 논문에서는 Yale DB B를 이용하였다. [그림 5]는 얼굴 조명 부분공간을 얻기 위해 사용한 동일 인물의 64개

조명 얼굴 이미지들의 일부를 보여준다.

그림 5. 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 변화만을 모델링하기 위해, [그림 5]의 64개의 조명이 다양한 동일 얼굴 이미지 세트에서 [그림 2]의 해당 인물의 이미지를 뺀 후 얻어진 얼굴 이미지들을 평균 얼굴 모양으로 워핑한 후에 PCA를 적용한 후에 다음의 얼굴 조명 PCA 모델을 구하였다.

$$t \cong \mu' + \Phi_{illum} b_{ill} \quad (2)$$

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 나타내며, b_{ill} 은 $t - \mu'$ 를 Φ_{illum} 로 전개되는 부분공간에 투영하여 얻어진 벡터를 나타낸다. 본 논문에서는 Φ_{illum} 의 열벡터로 구성되는 부분공간을 얼굴 조명 부분공간이라 이른다.

[그림 6]은 얻어진 얼굴 조명 주성분 모드 벡터(조명의 고유얼굴) 9개를 보여준다.

그림 6. 얼굴 조명 주성분모드 벡터들(좌상단부터 레로)

이 얼굴 조명 주성분 모드 벡터들은 동일 인물에 대해 좋은 정면 조명 텍스처를 제거하고 남은, 조명 변화가 다양한 얼굴 이미지 세트에 대해 평균 얼굴 모양으로 위평한 후에 PCA 분석을 수행하였기 때문에, 조명 변화의 영향이 큰 PCA 모드들을 표현한다.

3.4 조명분리 고유얼굴 PCA 모델(Illumination-Separated Eigenfaces PCA Model)

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

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

(I 는 identity matrix)

Φ_{identity} 의 열벡터들은 조명 영향이 분리 개선된 고유얼굴 부분공간을 구성한다. 본 논문에서는 Φ_{identity} 의 열벡터들을 조명분리 고유얼굴이라 이름한다.

이제, 샘플 얼굴 이미지를 평균 얼굴 모양으로 위평한 후에, 평균 얼굴 모양의 평균 텍스처를 뺀 후에 이를 Φ_{identity} 부분공간으로 투영하여 얻어진 투영 벡터를 b_{ident} 라 하자.

이때, 최종적으로 다음과 같이 조명의 영향에 강인한 고유얼굴 PCA 모델을 구성할 수 있다.

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

식 (4)에서의 $t_{\text{identity face}}$ 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 조명으로 복원된 얼굴 이미지를 의미한다.

[그림 7]은 기존 고유얼굴 PCA 모델에 의해 복원된

얼굴 이미지, 비등방성 매끈함에 의한 조명 전처리후에 기존 고유얼굴 PCA 모델에 의해 복원된 얼굴 이미지, 제안한 조명 분리 고유얼굴 PCA 모델에 의해 복원된 얼굴 이미지들을 비교하여 보여준다.

(a)

(b)

그림 7. 각 모델에 의해 복원된 얼굴 이미지

[그림 7](a), (b)의 첫 번째 행은 원래 얼굴 이미지이며, 2번째 행은 기존 고유얼굴 PCA 모델에 의해 복원된 얼굴 이미지, 세 번째 행은 원래 얼굴 이미지에 대해 비등방성 매끈함 기법에 의해 조명 전처리된 이미지, 네 번째 행은 비등방성 매끈함 전처리 기법 적용후 고유얼굴 PCA 모델에 의해 복원된 얼굴 이미지, 다섯 번째 행은 평균얼굴 모양으로 워핑한 이미지이며 여섯 번째 행은 제안한 조명분리 고유얼굴 PCA 모델에 의해 복원된 얼굴 이미지들이다. [그림 7]에서 보면 조명분리 고유얼굴에 의한 얼굴 복원은 비교적 안정적으로 조명이 좋은 균일한 얼굴 이미지들을 보여줄 수 있다.

3.5 조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식

조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식은 다음과 같이 모델링 과정 및 인증 과정으로 구성된다.

1) 모델링 과정

- ① 등록 인물들에 대해 인물당 1장의 균일한 조명의 얼굴 이미지로 구성된 등록 얼굴 이미지 세트에 대해 AAM을 적용하여 평균 얼굴 모양을 구하고, 모든 얼굴 이미지를 평균 얼굴 모양으로 워핑한 후에 얻어진 얼굴 이미지 세트에 대해 PCA를 수행하여 식(1)와 같이 고유얼굴 PCA 모델을 얻는다.
- ② 등록 인물중 한명의 인물에 대해 다양한 조명 환경의 얼굴 이미지들을 얻고 이들 얼굴 이미지들을 ①에서 얻은 평균 얼굴 모양(shape)으로 워핑한 후에 얻어진 얼굴 이미지 세트에 대해 PCA를 수행하여 식(2)과 같이 얼굴 조명 PCA 모델을 얻는다.
- ③ 식(3)을 수행하여 조명 영향이 분리되어 조명 영향이 개선된 조명분리 고유얼굴 부분공간 $\Phi_{identity}$ 을 구한다.
- ④ ①의 등록 얼굴 이미지 세트의 각 얼굴 이미지 $\mathbf{x}_i$ 를 평균 얼굴 모양으로 워핑한 후, 조명분리 고유얼굴 부분공간 $\Phi_{identity}$ 으로 투영하여 얻은 벡터 $\mathbf{b}_{ident}^i$ 들을 등록 인물 i 의 특징 벡터로 저장한다.

2) 인증 과정

인증시에 입력 (테스트) 얼굴 이미지에 대해 평균 얼굴 모양으로 워핑한 후에 조명분리 고유얼굴 부분공간 $\Phi_{identity}$ 으로 투영하여 얻은 벡터 $\mathbf{b}_{ident}$ 와 저장된 특징 벡터(④번 과정의 $\mathbf{b}_{ident}^i$)들과 비교하여 거리(distance)가 가장 짧은 등록 얼굴 이미지의 인물로 판정한다.

본 논문에서 거리 측도로 L2 norm을 사용하였다.

IV. 실험 및 결과 분석

4.1 실험 환경 및 실험 방법

본 논문의 실험에서 사용된 PC 사양은 Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU E6750 2.66GHz, 2GB RAM 2.66GHz이며, 실험에는 듀얼 코어중 하나의 CPU만을 이용하였다.

실험은 제안된 조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법의 조명 영향에 대한 개선된 성능을 테스트하기 위해, 제안된 방법과 기존 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법 및 비등방성 매끈함 기법 전처리후 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법과 비교하는 것이다.

사용한 얼굴 데이터베이스는 조명에 대한 얼굴 인식 성능을 살펴보는 데 가장 많이 사용되는 Yale B DB(테이터베이스)를 이용하였다. Yale B DB[8]는 pgm 포맷의 흑백 이미지로 640x480의 해상도로 구성되어 있다. 10명의 인물에 대해 9개의 자세, 65개의 조명 조건으로 구성되어 있다. 각 인물당 정면 조명의 정면 자세 얼굴을 등록하여 총 10장의 얼굴을 등록하였고, 각 인물당 등록된 얼굴 영상 한 장을 포함한 정면 자세의 다양한 조명 얼굴 이미지 65장 ([그림 5] 참조)씩 총 650장의 얼굴 이미지에 대해서 얼굴 인식을 수행하였다. 실험시 각 얼굴 이미지는 공평한 실험을 위해 212x200으로 얼굴 크기 정규화를 수행하였다.

실험에 사용된 기존 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법은 다음과 같다. 모델 얼굴 이미지 세트에 대해 PCA를 수행하여 고유얼굴을 구한 후에, 등록 얼굴 이미지들을

고유얼굴 부분공간에 투영하여 얻은 벡터를 데이터베이스에 등록 얼굴의 특징 벡터 저장한 후에, 인증시에 입력 얼굴 이미지에 대해 고유얼굴 부분공간으로 투영하여 얻은 벡터를 데이터베이스에 저장된 특징 벡터들과 비교하여 가장 거리가 짧은 특징 벡터의 얼굴로 판정하는 것이다. 비등방성 매끈함 전처리 이용 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법은 모델 구성 및 인식시에 비등방성 매끈함 기법을 통한 조명 전처리 후에 기존의 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법을 적용한 것이다.

4.2 실험 결과

4.1절의 실험 방법에 따라, 제안된 조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법과 기존 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법 및 비등방성 매끈함 전처리 기법 적용 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법을 적용한 인식율의 결과를 [표 1]에 정리하였다.

표 1. 얼굴 인식 방법 비교

방법	인식율(%)
기존 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법	49.07
비등방성 매끈함 전처리 이용 고유얼굴 방법	66.15
제안 방법	84.62

[표 1]의 실험 결과는 본 논문에서 제안한 조명분리 고유얼굴 모델에 기반한 얼굴 인식 방법이 기존 고유얼굴 모델 및 비등방성 매끈함 전처리후의 고유얼굴 모델 기반 얼굴 인식 방법에 비해 조명 변화에 대해 강인함을 보여 준다.

제안된 조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법은 모델링 과정에서 등록 얼굴 이미지 세트 및 다양한 조명 얼굴 이미지 세트에 대해 AAM를 적용하여 평균 얼굴 모양으로 워핑하고, 이후 PCA를 수행하여 고유얼굴 PCA 모델과 조명분리 고유얼굴 부분공간을 구하고 각 등록 얼굴 이미지들을 부분공간에 투영하여 특징 벡터를 구하는 과정들을 요구한다. 이 모든 과정은 모두 오프라인으로 수행된다.

[표 2]에는 모델링의 각 과정에서의 평균 소요 시간 결과를 정리하였다. 모델링과 달리 인증은 실시간으로

수행되므로 인증 소요 시간은 중요하다.

표 2. 제안된 방법의 모델링 각 과정당 평균 소요시간

과정	소요되는 시간(msec)
AAM 모델 구성	17.09
워핑 (1장당)	1.40
PCA 수행	145.39
얼굴 조명 PCA 수행	837.64
조명 분리 고유얼굴 부분공간 구성	14.87
비등방성 매끈함 전처리 (1장당)	12.18

[표 3]은 실험시에 인증에 소요되었던 시간을 정리한 것이다. [표 3]의 인증 소요시간은 얼굴 이미지의 입력 후 판정 결과까지의 소요 시간이다.

표 3. 얼굴 인증 평균 소요 시간

방법	소요 시간(msec)
기존 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법	18.91
비등방성 매끈함 전처리 이용 고유얼굴 방법	30.89
제안 방법	20.30

제안된 얼굴 인식 방법의 인증 소요시간은 기존 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법에 비해 평균 얼굴 모양으로 워핑하는 시간만이 더 추가되는 데, 반면 비등방성 매끈함 이용 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법은 비등방성 매끈함 전처리 시간이 더 소요되는 데 이 전처리 시간이 비교적 많이 걸린다.

[표 1]과 [표 3]의 실험 결과는 제안된 조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법이 기존에 가장 효율적인 조명 전처리 기법의 하나로 잘 알려진 비등방성 매끈함 조명 전처리 적용 방법에 비해 인증 시간도 덜 소요되면서 조명 변화에 대해 더 강인한 얼굴 인식 방법임을 보여 준다.

[그림 7]은 또한 기존 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법 및 비등방성 조명 전처리 적용 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법에 실패한 사례와 제안된 조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법에 의해 성공한 얼굴 이미지들을 보여 준다. [그림 7(a) 와 (b)의 원래 얼굴 이미지(첫번째 행들)들에 대해 기존 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법(2

번째행들 참조) 및 비등방성 매끈함 조명전처리 이용 고유얼굴 기반 얼굴 인식방법(3,4번째 행들 참조)들에 의해서는 인증에 실패하였으나 제안된 조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법으로 성공한 경우 (6번째 행들 참조)를 보여준다.

[그림 8]은 제안한 조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법에 의해 인증이 안 된 이미지들을 보여준다.

[그림 8]의 상단의 얼굴 이미지들은 (평균 얼굴 모양으로 워핑된) 원 얼굴 이미지들이며 이 가운데 1,2 번째와 3,4번째, 그리고 5,6번째 얼굴 이미지들은 각기 동일 인물의 다른 조명 이미지이다. [그림 8]의 하단의 얼굴 이미지들은 상단의 얼굴 이미지들에 대해 제안된 조명분리 고유얼굴 PCA 모델로 복원된 얼굴 이미지들이다.

이때, [그림 8]의 첫 번째 행의 1,2,3 및 5번째는 제안된 방법에 의해 인증에 성공한 얼굴 이미지들이며, 첫 번째 행의 4, 6번째는 제안된 방법에 의해 인증에 실패한 얼굴 이미지들이다.

그림 8. 제안한 조명 분리 고유 얼굴 PCA모델에 인증이 안 된 이미지 표본.

[그림 8]에서 보면, 인증에 성공한 얼굴 이미지들은 조명분리 고유얼굴 PCA 모델에 의해 제대로 복원이 되었으나, 인증에 실패한 얼굴 이미지들은 제대로 복원이 되지 않았음을 볼 수 있다.

이는 한 인물의 얼굴 이미지들로부터 구성한 얼굴 조명 모델은 해당 인물과 모양이 다른 인물의 경우에 조명 영향을 정확히는 모델링하지 못하기 때문이다. 또한, 얼굴 모양의 차이를 줄이기 위해 평균 얼굴 모양을 사용하더라도 평균 얼굴 모양에 워핑된 조명 영향은 여전히 다르다.

따라서 얼굴 조명 모델링에 사용된 얼굴 이미지의 인물([그림 2]의 하단 3번째 인물, [그림 8]에서는 상단 1,2

번째 인물)과 모양이 다른 인물의 조명 영향이 심한 얼굴 이미지들([그림 8] 상단 4, 6 번째 얼굴 이미지)은 부정확한 얼굴 조명 모델의 영향으로 복원이 제대로 되지 않아 본 논문에서 제안한 조명분리 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법으로도 인증에 실패하였다.

현재, 얼굴 모양이 다양한 인물들에 대해서도 잘 적용되는 얼굴 조명 모델을 개발하고 있다.

V. 결론

본 논문에서는 조명의 영향을 개선한 조명분리 고유얼굴 모델 기반 얼굴 인식 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 먼저 다양한 조명 환경에서 획득한 동일 인물의 얼굴 이미지 세트에 대해 PCA를 적용하여 얼굴 조명 부분공간을 구성하였다. 이후, 구해진 고유얼굴들을 얼굴 조명 부분공간에 직교하는 부분공간으로 투영하여 조명분리 고유얼굴들을 구하였다. 조명분리 고유얼굴들은 고유얼굴들로부터 조명의 영향이 가급적 분리되었기 때문에, 이에 기반한 얼굴 인식 방법은 기존의 고유얼굴에 기반한 얼굴 인식 방법보다 조명의 영향에 대해 보다 강인하다.

실험을 통하여, 제안한 조명분리 기반 얼굴 인식 방법이 기존의 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법이나 조명 전처리를 이용한 고유얼굴 기반 얼굴 인식 방법들보다 조명 영향에 대해 보다 더 강인한 성능을 나타냄을 확인하였다.

참고 문헌

- [1] S. Z. Li and A. K. Jain, *Handbook of Face Recognition*, 2004.
- [2] M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.12, pp.103-108, 1990.

- [3] A. Pentland and M. Turk, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol.3, pp.71-86, 1993.
- [4] A. Lemieux and M. Parizeau, "Experiments on Eigenfaces Robustness," *Proc. International Conf. on Pattern Recognition (ICPR) 2002*.
- [5] E. H. Land and J. J. McCann, "Lightness and retinex theory," *Journal of the Optical Society of America*, pp.61:1-11, 1971.
- [6] 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, 2003(6).
- [7] 김상훈, 정선태, 정수환, 조성원, "얼굴 인식을 위한 Anisotropic Smoothing 기반 효율적 조명 전처리", *한국콘텐츠학회논문지*, pp.236-245, 2008(1)
- [8] <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>
- [9] B. Horn, *Robot Vision*, MIT Press, 1986.
- [10] I. T. Jollie, *Principal Component Analysis*, Springer - Verlag, New York, 1986.
- [11] 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, 2001(6).
- [12] F. Kahraman, M. Gokmen, S. Darkner and R. Larsen, "An Active Illumination and Appearance (AIA) Model for Face Alignment," *Proc. of the CVPR 2007, IEEE Computer Society Workshop on Biometrics*, 2007.
- [13] 김상훈, 정선태, 정수환, 전승선, 김재민, 조성원 "AAM과 가버 특징 벡터를 이용한 강인한 얼굴 인식 시스템", *한국콘텐츠학회 제7권, 제2호*, pp.1-10, 2007(2).

저 자 소 개

설 태 인(Tae-In Seol)

준회원

- 2008년 2월 : 숭실대학교 정보통신 전자공학과 학사 졸업
- 2008년 3월 ~ 현재 : 숭실대학교 대학원 전자과 석사과정 재학

<관심분야> : 얼굴인식, 임베디드 컴퓨팅

정 선 태(Sun-Tae Chung)

정회원

- 1983년 2월 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1986년 12월 : 미국 미시간대학교(앤아버) 전자 및 컴퓨터 석사
- 1990년 12월 : 미국 미시간대학교(앤아버) 전자 및 컴퓨터 박사
- 1991년 3월 ~ 현재 : 숭실대학교 정보통신전자공학부 교수

<관심분야> : 생체 및 얼굴 인식, 임베디드 컴퓨팅

조 성 원(Seong-Won Cho)

정회원

- 1982년 2월 : 서울대 전기공학과 학사
- 1992년 2월 : Purdue University 전기공학과 박사
- 현재 : 홍익대 전자전기공학부 교수

<관심분야> : 인공지능, 생체인식, 지능형 시스템, 패턴인식