

논문 2008-45SC-6-10

가버 특징 벡터 조명 PCA 모델 기반 강인한 얼굴 인식

(Robust Face Recognition based on Gabor Feature Vector Illumination PCA Model)

설 태 인*, 김 상 훈*, 정 선 태**

(Taein Seol, Sanghoon Kim, and Sun-Tae Chung)

요 약

성공적인 상업화를 위해서는 다양한 조명 환경에서 신뢰성 있는 얼굴 인식이 필요하다. 특징 벡터 기반 얼굴 인식에서 특징 벡터를 잘 선택하는 것은 중요하다. 가버 특징 벡터는 다른 특징 벡터보다도 상대적으로 방향, 자세, 조명 등의 영향을 덜 받는 것으로 잘 알려져 있어 얼굴 인식의 특징 벡터로 많이 이용된다. 그러나 조명의 영향에 대해 완전히 독립적이지 못하다. 본 논문에서는 얼굴 이미지의 가버 특징 벡터에 대한 조명 PCA 모델의 구성을 제안하고 이를 이용하여 조명에 독립적인 얼굴 고유의 특성을 나타내는 가버 특징 벡터만을 분리해내고 이를 이용한 얼굴 인식 방법을 제시한다. 가버 특징 벡터 조명 PCA 모델은 가버 특징 벡터공간을 조명 영향 부분공간과 얼굴 고유특성 부분공간의 직교 분해로 구성한다. 얼굴 고유특성 부분공간으로 투영하여 얻어진 가버 특징 벡터는 조명 영향을 분리해 내었기 때문에 이를 이용한 얼굴 인식은 조명에 보다 강인하게 된다. 실험을 통해서 가버 특징 벡터 조명 PCA 모델을 이용한 제안된 얼굴 인식 방식이 다양한 자세에서 조명에 대해 보다 신뢰성 있게 동작함을 확인하였다.

Abstract

Reliable face recognition under various illumination environments is essential for successful commercialization. Feature-based face recognition relies on a good choice of feature vectors. Gabor feature vectors are known to be more robust to variations of pose and illumination than any other feature vectors so that they are popularly adopted for face recognition. However, they are not completely independent of illuminations. In this paper, we propose an illumination-robust face recognition method based on the Gabor feature vector illumination PCA model. We first construct the Gabor feature vector illumination PCA model where Gabor feature vector space is rendered to be decomposed into two orthogonal illumination subspace and face identity subspace. Since the Gabor feature vectors obtained by projection into the face identity subspace are separated from illumination, the face recognition utilizing them becomes more robust to illumination. Through experiments, it is shown that the proposed face recognition based on Gabor feature vector illumination PCA model performs more reliably under various illumination and pose environments.

Keywords : face recognition, illumination, PCA, Gabor features, reflectance

I. 서 론

다양한 조명 환경에서도 얼굴 인식이 좋은 성능을 내도록 하는 것은 쉽지 않다^[1]. 현재 조명의 영향을 줄이기

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

※ 본 연구는 숭실대학교 교내연구비 지원으로 수행되었습니다.

접수일자: 2008년10월20일, 수정완료일: 2008년10월22일

위해 많이 연구되는 접근의 하나는 조명 영향에 독립적인 얼굴 이미지를 얻는 조명 정규화 전처리 방법^[2~3]이다. 조명 정규화 전처리 방법은 이미지가 조명(illumination)과 반사(reflectance)의 곱으로 표현될 수 있다^[4]는 사실을 이용한다. 조명은 물체 표면의 입사되는 빛 정도를 기술하며, 반사는 물체 표면의 반사 정도를 기술 한다. 물체 표면에서의 조명은 입사되는 빛의 양뿐만 아니라 입사 방향, 물체 표면의 모양(표면 볍선벡터) 등에 의해 결정된다. 물체 표면의 조명에는 음영(shadow)

이 포함되는 데, 음영에는 빛이 닿지 않아 생기는 표면 음영(attached shadow)과 물체의 다른 부분이 빛을 가려 생기는 투영 음영(cast shadow)이 있다. 반사는 물체의 재질과 색깔에만 의존하고 조명과는 무관한 물체 고유의 특성을 나타낸다. 따라서 조명에 독립적인 물체 고유의 특성을 나타내는 반사 이미지를 이용하여 얼굴 인식을 하게 되면 조명에 영향을 받지 않는 얼굴 인식이 가능할 것이다. 이 방법의 문제점은 물체의 이미지로부터 반사 이미지를 구하는 것이 매우 어렵다는 것이다. 보통은 조명은 천천히 변하고 따라서 이미지의 급격한 변화 부분은 반사 부분의 변화에서 초래되는 것으로 간주하는 가정 아래 조명과 반사를 분리해낸다. 이러한 접근은 retinex 이론^[2]으로부터 시작하여 anisotropic smoothing에 의한 조명 정규화 방법^[3]에 이르기 까지 시도되었다. 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 anisotropic smoothing에 의한 조명 전처리 기법에 의한 조명 정규화는 반사 이미지에 얼굴의 고유 특징이 아닌, 투영 음영에 의한 애지가 나타날 수 있어 얼굴 조명 정규화에는 한계가 있다.

조명 정규화된 얼굴 이미지를 구하고자 하는 것은 조명에 독립적인 얼굴 이미지로부터 추출한 특징 벡터는 조명 변화에 무관한 얼굴 고유의 특성을 잘 나타낼 수 있을 것이기 때문이다. 그러나 한계를 갖는 기준의 조명 정규화 기법에 의해 얻어진 조명 전처리된 얼굴 이미지에서 추출한 특징 벡터는 조명의 영향으로부터 자유로울 수 없다.

본 논문에서는 얼굴 특징 벡터 공간을 조명 영향 부분공간(subspace)과 이에 직교한 얼굴 고유특성 부분공간으로 분해 구성한 모델을 제안하고 이 모델을 이용한 얼굴 인식 방법이 조명에 대해 강인함을 실험을 통해 확인한다.

조명 영향 특징 벡터 부분공간은 조명 변화에 따른 얼굴 특징 벡터들의 변동을 고려한 부분공간이며, 얼굴 고유특성 부분공간은 각 얼굴 이미지들의 특성들을 잘 구별할 수 있는 얼굴 특징 벡터들의 부분공간으로 조명 영향 부분공간에 직교되도록 구성되므로 조명 영향에서 자유로운 얼굴 고유특성만을 나타내는 부분공간이다. 따라서 입력 얼굴 이미지에 추출한 얼굴 특징 벡터를 얼굴 고유특성 부분공간으로 투영(projection)하여 얻은

벡터는 조명의 영향이 배제된 얼굴 고유의 특성을 잘 표현하게 되어 이를 이용하는 경우, 조명 변화에 대한 얼굴 인식 성능을 개선시킬 수 있다.

본 논문에서 얼굴 인식을 위해 채택한 특징 벡터는 얼굴 이미지의 격자점들에 대해 가버 웨이블렛을 컨볼루션하여 얻어진 가버 계수들의 크기값(magnitude)들로 구성되는 가버 특징 벡터이다. 가버 계수는 다른 이미지 특징 벡터들보다 조명의 영향에 대해 상대적으로 강인한 것으로 잘 알려져 있다^[5]. 따라서 본 논문의 얼굴 특징 벡터 공간은 얼굴 가버 특징 벡터로 구성되는 벡터 공간이다.

얼굴 가버 특징 벡터 공간을 조명 영향 부분공간과 이에 직교하는 얼굴 고유특성(아이덴티티) 부분공간으로 분해하기 위해 이들 부분공간들을 각각 잘 구성하여야 한다. Retinex나 anisotropic smoothing과 같은 수학적 이론에 의한 조명 모델로 얻어진 부분공간은 조명 영향(특히 투영 음영의 영향)을 완전하게 고려하지 못한다. 보다 실제적인 얼굴 고유특성 부분공간과 조명 영향 부분공간의 구성을 위해 본 논문에서는 균일한 정면 조명에서 촬영된 실제 얼굴 이미지들과 다양한 조명 환경에서 촬영된 동일 인물의 얼굴 이미지 세트를 이용한다. 이에 PCA를 적용하여 구성한 모델을 본 논문에서는 가버 특징 벡터 조명 PCA 모델이라 한다.

가버 특징 벡터 조명 PCA 모델이 얻어지게 되면, 얼굴 등록 시에는 등록 얼굴 이미지 각각에 대해 가버 얼굴 특징 벡터를 추출하고, 이를 얼굴 고유특성 부분공간으로 투영하여 얻어진 투영 벡터를 등록한다. 얼굴 인식 시에는 입력 얼굴 이미지에서 가버 얼굴 특징 벡터를 추출하고 이를 얼굴 고유특성 부분공간에 투영하여 얻어진 투영 벡터와 등록된 투영 벡터들과의 상관관계(correlation)를 구하여 가장 가까운 상관관계를 갖는 등록 이미지의 인물로 판정한다.

본 논문이 제안한 방법에 의한 얼굴 인식 방법이 조명의 변화에 대해 보다 강인함을 Yale B DB (Database)^[6]를 이용한 실험을 통해 확인하였다.

얼굴 인식에서 조명 모델링에 대한 연구는 [7~10] 등에 보고되어 있다. [9]에서는 얼굴이 램버션 표면이라는 가정아래 동일 자세의 다양한 조명의 얼굴 이미지 텍스쳐 데이터 공간이 원뿔(cone) 공간을 구성함을 보이고 이에 조명 원뿔 공간 모델에 기반을 둔 얼굴 인식 방법을 제안하였다. [10]에서는 얼굴 이미지 텍스쳐 공간을 본 논문과 같이 조명 영향 부분공간과 조명 영향 독립 얼굴 고유특성 부분공간으로 구성하고 이 모델에 기반을 둔 얼굴 윤곽 검출 방법을 제안하였다. 특징 공

간이 이미지 밝기값(intensity)으로 구성된 이미지 텍스쳐 공간을 다룬 이들 연구에서와는 달리 본 논문에서는 가버 특징 벡터 공간을 다루었으며, “이미지=반사X조명”的 조명 모델을 활용하고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 본 논문의 기술적 배경인 조명 모델, PCA, 가버 특징 벡터 및 anisotropic smoothing 기반 조명 정규화 기법 등에 대해 기술한다. III장에서는 본 논문에서 제안한 얼굴 가버 특징 벡터 조명 PCA 모델 구성과 이에 기반한 얼굴 인식방법에 대해 설명하며, IV장에서는 실험 및 결과가, 마지막으로 V장에서는 결론이 기술된다.

II. 배경 이론

2.1. 조명 모델

조명의 변화에 따라 동일 인물의 얼굴 이미지들이 다른 인물의 얼굴 이미지보다 더 많은 차이 (더 적은 유사도)를 보일 수 있다는 것^[11]과 조명에 독립적인 특징 벡터는 없다^[12]는 것은 잘 알려져 있다. 따라서 조명의 변화에 개인화 얼굴 인식은 매우 어렵다. 조명 문제의 해결을 위해 조명을 정규화 하는 방법, 조명에 영향을 받는 이미지 데이터를 모델링하는 방법들이 제안되고 있다.

조명 정규화 방법은 이미지들을 전처리하여 조명의 변동을 정규화한 이미지를 얻는다. 현재까지 제시된 방법 가운데 좋은 성능을 내는 조명 정규화 방법은 이미지 $I(x,y)$ 는 반사와 조명의 합으로 표현될 수 있다^[4]는 가정을 이용하고 있다. 즉, $I(x,y)=R(x,y)L(x,y)$ (여기서, $R(x,y)$ 은 반사(reflectance)부분, $L(x,y)$ 은 조명(illumination)부분을 나타낸다). 이때, 반사 부분 이미지 $R(x,y)$ 은 조명에 독립적인 물체 고유의 특성을 나타내는 조명 정규화 된 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.

다양한 조명 조건하에서 고정된 동일 물체에 대해 얻은 이미지 세트는 조명 원뿔 공간(illumination cone)을 이루는 것이 밝혀졌다^[7]. 또한, 볼록 램버션 물체의 경우, 이 조명 원뿔 공간은 저차원(9차원 이하)으로 근사화가 가능하다는 것이 밝혀졌다^[8]. 이러한 사실을 이용하여 조명에 개인화 얼굴 인식 방법이 제안되어 있다^[9]. 그러나 얼굴의 경우 볼록 물체가 아니므로 물체의 한부분이 다른 부분을 가려 생기는 캐스트 음영(cast

shadow)이 나타날 수 있고 이 경우, 조명 원뿔 공간의 근사화로는 다양한 조명하의 얼굴 이미지 세트의 조명변동을 정확히 표현하기가 어렵다.

본 논문에서는 조명 정규화로 얻어진 얼굴 이미지에서 추출한 가버 얼굴 특징 벡터 세트에 대해 PCA를 적용하여 조명 영향 부분공간과 얼굴 고유특성 부분공간으로 직교 분할된 가버 특징 벡터 공간을 모델링하여 얼굴 특징 벡터에 대한 조명 영향을 분리해내는 방안을 다룬다.

2.2. PCA (Principal Component Analysis)

주성분 분석(Principal Component Analysis; 이하 PCA)^[13]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 방향의 벡터들이기 때문에 가장 큰 분산을 갖는 부분공간(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 μ (즉, $\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i$)라 하자.

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

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

의 고유치를 $\lambda_1, \dots, \lambda_M$ ($\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_M$)라 하고, 해당 고유치에 대한 고유 벡터를 ϕ_1, \dots, ϕ_M 라 할 때, ϕ_1 을 첫 번째 주성분 모드(벡터), ϕ_2 를 두 번째 주성분 모드, \dots, ϕ_M 을 M 번째 성분 모드라 한다. 첫 번째 주성분 모드 ϕ_1 는 M 개의 데이터 세트 x_i ($i = 1, \dots, M$) 가 가장 큰 변화를 보이는 가장 큰 방향을 나타내는 N 차원 공간의 벡터이다. 즉, 다른 어느 방향의 벡터보다 ϕ_1 방향으로 M 개의 데이터 세트 $\{x_i\}$ ($i = 1, \dots, M$) 을 투영하였을 때 얻어진 데이터들의 분산이 가장 크다. 마찬가지로 $\phi_2, \phi_3, \dots, \phi_M$ 은 차례로 2번째, 3번째, \dots, M 번째로 변화가 큰 방향들의 벡터들을 나타낸다. 따라서 N 차원 공간의 벡터 데이터 x 는 다음과 같이

첫 K ($K \leq M$) 개의 주성분 모드들의 선형결합으로 최적 근사적 표현이 가능하다.

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

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

여기서, 최적 근사란 말은 평균 L_2 재건 에러

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

를 최소화하는 것을 말한다.)

이때, N 차원 공간의 벡터 데이터 \mathbf{x} 를 주성분 행렬 Φ 가 전개하는 부분공간(즉, 주성분 모드 벡터 ϕ_1, \dots, ϕ_k 가 전개하는 부분공간)으로 투영하여 얻어진 벡터 b 는 벡터 \mathbf{x} 의 최적 저차원 표현이 된다. 얼굴 인식에 있어 PCA 의 첫 번째 응용은 Turk 와 Pentland의 eigenface에 관한 연구^[14]이다. 이 논문에서 PCA는 단순히 데이터 차원의 축소를 위해 사용되었다. [15]에서는 PCA 분석에서 주성분 모드가 데이터의 변동이 많은 방향의 벡터 성분을 나타내는 것을 이용하여, 조명 변화가 심한 훈련 데이터 얼굴 이미지 데이터 세트에 대한 PCA 모델 구성에서 조명 변동에 의한 영향을 감소시키기 위해 처음 3개의 주성분 모드를 사용하지 않도록 한 얼굴 인식 방법이 제안되었다. PCA를 이용한 얼굴 이미지 데이터에 대한 조명 분석은^[9] 등에서 볼 수 있다.

2.3 가버 특징 벡터

(1) 가버 웨이블렛, 가버젯, 얼굴 가버 번치

가버 특징은 얼굴 인식의 최상의 국소 특징의 하나로 잘 알려져 있다^[5]. 본 논문에서의 얼굴 인식 방법에서도 가버 특징 벡터를 이용한다.

본 논문에서 사용한 얼굴 이미지 특징 점에서의 가버 특징 계수는 얼굴 이미지 특징 점에 대해 가버 웨이블렛 커널과의 컨볼루션하여 얻어진 계수를 의미한다. 어떤 이미지 픽셀 위치에서의 가버젯(Gabor jet)은 이 픽셀에 대해 방향/주파수/위상에 따라 구성되는 각기 다른 가버 웨이블렛 커널들과의 컨볼루션에 의해 얻어진 가버 특징 계수들의 세트로 정의된다. 본 논문에서 사용한 가버 웨이블렛 커널은 다음과 같이 표현된다^[16].

$$W(x, y, \theta, \lambda, \varphi, \sigma) = e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x^2 + y^2)} e^{i\mathbf{k} \cdot \mathbf{k}} \quad (1)$$

여기서 웨이브 벡터 \mathbf{k} 는 $\mathbf{k} = \left(\frac{2\pi \cos \theta}{\lambda}, \frac{2\pi \sin \theta}{\lambda} \right)^T$

로 주어지며, 이 때 θ 는 웨이블렛의 방향을 λ 는 웨이블렛의 파장(주파수 역수에 비례)을 나타낸다. 또한 식 (1)에서 σ 는 λ 에 비례하는 가우시안의 크기를 나타낸다. 본 논문에서는 식 (1)로 표현되는 가버 웨이블렛 커널에 대해 $\theta \in \left\{0, \frac{\pi}{8}, \frac{2\pi}{8}, \frac{3\pi}{8}, \frac{4\pi}{8}, \frac{5\pi}{8}, \frac{6\pi}{8}, \frac{7\pi}{8}\right\}$ 와 $\lambda \in \{4, 4\sqrt{2}, 8, 8\sqrt{2}, 16\}$, $\sigma = \lambda$ 의 40개 조합으로 나타나는 가버 웨이블렛 커널을 사용하였다. 40개의 가버 웨이블렛 중 j 번째 가버 웨이블렛과 컨볼루션하여 얻어진 j 번째 복소 가버 계수 g_i^j 는 $g_i^j = a_i^j e^{i\phi_i^j}$ (a_i^j : 크기, ϕ_i^j : 위상, $i \equiv \sqrt{-1}$)로 표현될 수 있다. 본 논문에서는 복소 가버 계수의 크기 a_i^j 를 취하여 구성한 벡터 $G_i(x_i, y_i) = (a_i^1, a_i^2, \dots, a_i^{40})^T$ (T : transpose)를 점 (x_i, y_i) 에서의 크기 가버젯으로 정의하고, 얼굴 이미지 A의 n개의 점 각각에서 추출된 크기 가버젯으로 구성된 벡터 $G(A) = (G_1^T, G_2^T, \dots, G_n^T)^T$ 을 얼굴 이미지 A의 “얼굴 가버 번치”라 정의한다.

(2) 얼굴 가버 특징 벡터

본 논문에서는 256x256 크기 얼굴 이미지 그림 1에서 13x15 격자점들에서의 195개의 점을 선택하고 이 점들에서 가버 웨이블렛 계수들을 추출하고 이것들로 구성된 얼굴 가버 번치를 얻었다. 본 논문에서 얼굴 이미지에 대해 그림 1의 195개의 격자점에서 추출된 얼굴 가버 번치를 해당 얼굴 이미지의 “얼굴 가버 특징 벡터”라 정의한다.

얼굴의 생체적인 특징 점들(눈, 눈꼬리, 코끝, 입술 등)을 선택하고 이 생체 특징 점들에서 가버 웨이블렛 계수들을 추출한 EBGM 기반 얼굴 인식 기법^[16]에서와 달리, 격자에서 가버 계수를 추출하기로 선택한 이유는 얼굴 특징 점들은 정확히 추출하기가 어렵고, 시간이 많이 소요되기 때문이다. 또한, 격자에서 추출한 가버 계수 기반 얼굴 인식 방법과 얼굴 생체 특징 점들에서 추출한 가버 계수 기반 얼굴 인식 방법의 성능이 별 차

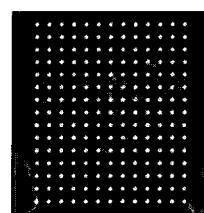


그림 1. 본 논문의 가버 계수 추출 격자점 위치
Fig. 1. Grid points for Gabor coefficient extraction.

이가 없는 것으로 알려져 있기 때문이다^[5].

2.4 Anisotropic smoothing 기반 조명 정규화

이미지 $I(x,y)$ 는 반사와 조명의 곱으로 표현된다[4]. 즉, $I(x,y) = R(x,y)L(x,y)$ (여기서, $R(x,y)$ 은 반사(reflectance) 부분, $L(x,y)$ 은 조명(illumination) 부분을 나타낸다). 반사 부분 $R(x,y)$ 은 조명에 독립적인 물체 고유의 특성을 나타내므로, 반사 $R(x,y)$ 은 조명 정규화된 이미지가 된다.

이미지 $I(x,y)$ 로부터 반사 $R(x,y)$ 및 조명 $L(x,y)$ 을 구하는 것은 잘못 정의된 문제이다. 그러나 [3]에서 조명 $L(x,y)$ 은 이미지 $I(x,y)$ 와 유사하고, 천천히 변화한다는 가정 하에 근사적으로 조명 $L(x,y)$ 을 다음의 비용 함수를 최소화하는 해로 구하였다.

$$\mathcal{J}(L) = \iint_{\Omega} \rho(x,y)(L - I)^2 dx dy + \lambda \iint_{\Omega} (L_x^2 + L_y^2) dx dy \quad (2)$$

여기서, 첫 번째 항은 조명이 이미지와 유사하도록 제약하며, 두 번째 항은 조명의 매끈한 변화에 대한 제약 조건을 부과하는 것이다. 또한, Ω 는 이미지를 나타내고, λ 는 두 항의 상대적 중요도를 조절하며, $\rho(x,y)$ 는 매끈한 변화에 대한 제약 조건의 비등방성을 조절하는 파라미터를 나타낸다.

식 (2)를 풀어 조명 $L(x,y)$ 을 구한 후에, $R(x,y) = I(x,y)/L(x,y)$ 로 반사 $R(x,y)$ 를 구하는 것을 anisotropic smoothing 기법에 의한 조명 정규화라 한다.

Anisotropic smoothing 기반 조명 정규화는 조명은 천천히 변하고 따라서 이미지의 급격한 변화 부분은 반사 부분의 변화에서 초래되는 것으로 간주하는 가정에 기반을 두고 있다. 그러나 이러한 가정은 얼굴과 같이 볼록 물체가 아닌 경우, 물체의 한 부분(예; 얼굴의 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 anisotropic smoothing에 기반을 둔 조명 정규화는 완벽히 조명의 영향을 분리하지 못한다. 다음 그림 2는 얼굴 이미지를 anisotropic smoothing을 적용하여 구한 반사 이미지($R(x,y)$) 및 조명 이미지($L(x,y)$)들을 보여준다.

그림 2에서 보면 anisotropic smoothing 기법에 의한 조명 정규화 처리에 의해 구해진 반사 이미지들이 완전

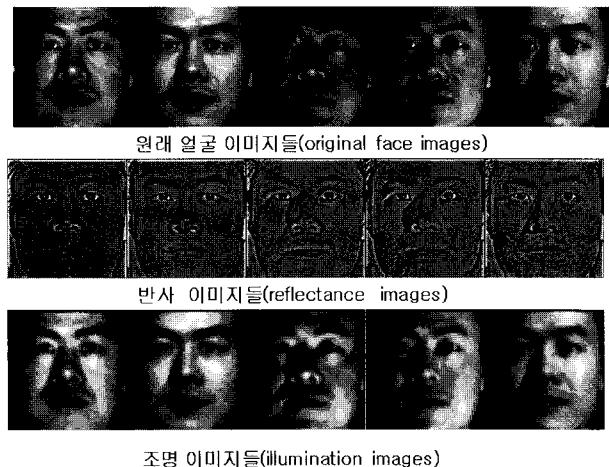


그림 2. Anisotropic smoothing 결과 얼굴 이미지들
Fig. 2. Face images from anisotropic smoothing.

하지 못함을 알 수 있다(반사 이미지들 가운데 3번째, 4번째 이미지에 투영 음영이 있음에 주목한다).

III. 가벼 특징 벡터 조명 PCA 모델

3.1 개요

그림 1의 격자점들에서 추출한 얼굴 가벼 번치 세트에 대해 PCA 분석을 수행하여 얻어진 PCA 모드들에는 얼굴 고유의 특징뿐만 아니라, 얼굴 고유 특징과 무관한 조명 변화에 대한 영향 등이 반영되어 있다. 따라서 PCA 모드 벡터 공간에 투영하여 얻어진 PCA 가벼 특징 벡터에 기반을 둔 얼굴 인식 기법은 조명의 영향으로부터 자유로울 수 없다. 조명의 영향을 가급적 배제하기 위해, PCA 가벼 특징 벡터에서 조명의 영향을 분리해 낼 수 있으면 보다 조명에 강인한 얼굴 가벼 유사도 기반 얼굴 인식이 가능해 진다. 본 논문에서는 조명 모델에 대한 PCA 분석을 통해 가급적 조명의 영향을 배제한 얼굴 고유의 PCA 모드를 얻고 이를 이용하여 얼굴 식별을 수행하는 것을 제안한다.

3.2 얼굴 가벼 특징 벡터 조명 모델 PCA 분해

(1) 이미지 공간 PCA 분석

이미지 $I(x,y)$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$I(x,y) = R(x,y)L(x,y) \quad (3)$$

(3)의 양쪽에 \log 를 취하면,

$$i(x,y) = r(x,y) + l(x,y) \quad (4)$$

(여기서, $i(x,y) \equiv \log I(x,y)$, $r(x,y) \equiv \log R(x,y)$, $l(x,y) \equiv \log L(x,y)$)

식 (4)에서 반사 $r(x,y)$ 와 조명 $l(x,y)$ 는 서로 독립적이지 않다. 이는 반사 $r(x,y)$ 와 조명 $l(x,y)$ 는 이미지 $i(x,y)$ 에서 나온 것으로 $i(x,y)$ 에 의해 서로 상관되기 때문이다. 따라서 로그 스케일된 그레이 얼굴 이미지 데이터들에서 얻어진 반사 이미지 데이터 $r(x,y)$ 와 조명 이미지 데이터 $l(x,y)$ 들로 각각 구성되는 반사 이미지 부분공간과 조명 이미지 부분공간은 서로 독립적이지 못하다. 그러나 대부분의 사람 얼굴은 비슷하다고 가정하면, 각 사람 얼굴에 대한 조명 이미지 데이터로 구성되는 조명 부분공간은 유사하다고 볼 수 있다. 또한 반사 이미지이면서 조명 이미지인 이미지는 없다. 따라서 반사 부분공간과 조명 부분공간은 서로 독립적이라고 할 수 있다. 그러나 반사 이미지 부분공간과 조명 이미지 부분공간은 서로 직교하지는 않다. 차후, 투영(projection)을 이용하여 조명 독립적인 특징 벡터를 얻기 위해서는 직교화가 필요하다. 반사 이미지 부분공간을 조명 이미지 부분공간과 직교되는 부분과 평행하는 부분으로 분해하게 되면, 얼굴 이미지 $i(x,y)$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$i \cong \mu + \Phi_{refl}^\perp b_{refl}^\perp + \Phi_{illum} b_{illum}$$

Φ_{illum} 은 조명 이미지 부분공간을 나타내는 행렬, Φ_{refl}^\perp 은 반사 이미지 부분공간중 조명 이미지 부분공간에 직교되는 부분공간을 나타내는 행렬을 나타내며 이 때, $\Phi_{refl}^\perp \perp \Phi_{illum}$ 가 성립된다. 즉, Φ_{refl}^\perp 과 Φ_{illum} 은 서로 직교한다. Φ_{refl}^\perp 은 조명 이미지 부분공간에 직교하기 때문에 조명에 무관한 얼굴 고유특성 부분공간을 나타낸다. 따라서 얼굴 이미지 $i(x,y)$ 를 Φ_{refl}^\perp 에 투영하여 얻은 벡터 b_{refl}^\perp 은 얼굴 고유특성을 나타낸다. 따라서 입력 얼굴 이미지를 이 직교 반사 부분공간으로 투영하여 얻어진 벡터를 이용하면 조명에 강인한 얼굴 인식이 가능해진다.

그러나 II장 4절에서 지적하였듯이 이미지를 반사와 조명으로 완벽하게 분리하는 것은 실제로 매우 어려우며 또한 이미지 픽셀 밝기 값은 조명에 직접 많은 영향을 받는다. 따라서 본 논문에서는 조명에 상대적으로 강인한 가버 특징 벡터를 이용한다. 다음은 가버 특징 벡터 공간의 분해에 대한 분석이다.

(2) 얼굴 가버 특징 벡터 공간 조명 PCA 분해

가버 특징 벡터는 얼굴 이미지와 가버 웨이블렛과의 컨볼루션의 결과로 나온 가버 계수의 크기 값들로 결정된다. 컨볼루션은 적분 연산이므로 다음과 같이 선형성이 성립한다.

$$\begin{aligned} & G(i(x_o, y_o)) \\ &= \iint i(x_o - u, y_o - v) W(u, v, \theta, \lambda, \varphi, \sigma) dx dy \\ &= \iint r(x_o - u, y_o - v) W(u, v, \theta, \lambda, \varphi, \sigma) dx dy \\ &+ \iint l(x_o - u, y_o - v) W(u, v, \theta, \lambda, \varphi, \sigma) dx dy \\ &= G(r(x_o, y_o)) + G(l(x_o, y_o)) \end{aligned}$$

또한, $G(i(x_o, y_o))$

$$\begin{aligned} &= \iint i(x_o - u, y_o - v) e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(u^2 + v^2)} e^{ik \cdot k} dx dy \\ &= \iint i(x_o - u, y_o - v) e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(u^2 + v^2)} dx dy e^{ik \cdot k} \end{aligned}$$

마찬가지로, $G(r(x_o, y_o))$

$$\begin{aligned} &= \iint r(x_o - u, y_o - v) e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(u^2 + v^2)} dx dy e^{ik \cdot k} \\ &G(l(x_o, y_o)) \\ &= \iint l(x_o - u, y_o - v) e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(u^2 + v^2)} dx dy e^{ik \cdot k} \end{aligned}$$

이므로, 다음의 관계식이 성립한다.

$$|G(i(x_o, y_o))| = |G(r(x_o, y_o))| + |G(l(x_o, y_o))| \quad (5)$$

식 (5)는 얼굴 이미지에서의 가버 계수의 크기는 반사 이미지에서의 가버 계수 크기와 조명 이미지에서의 가버 계수 크기의 합과 같다라는 것을 의미한다.

이 경우, 앞 III장 2 절의 분석과 같이 얼굴 PCA 가버 특징 벡터 t 에 대해 다음과 같이 분해가 가능하다.

$$t \cong \mu + \Phi_{refl}^\perp b_{refl}^\perp + \Phi_{illum} b_{illum} \quad (6)$$

이 때, $\Phi_{refl}^\perp b_{refl}^\perp$ 부분은 얼굴 고유 이미지 특성, 즉 얼굴 고유특성(아이덴티티)를 나타내는 것으로 볼 수 있으므로 식 (6)은 이후로 다음과 같이 표기하기로 한다.

$$t \cong \mu + \Phi_{ident} b_{ident} + \Phi_{illum} b_{illum} \quad (7)$$

여기서, Φ_{ident} 와 Φ_{illum} 는 $\Phi_{ident} \perp \Phi_{illum}$ 을 만족한다. 즉 각 행렬이 전개하는 부분공간들은 서로 직교한다.



그림 3. 서로 다른 인물의 정면 조명 정면 얼굴 이미지 샘플들 (Yale B 데이터베이스)

Fig. 3. Frontal face images with frontal illumination (Yale B database).

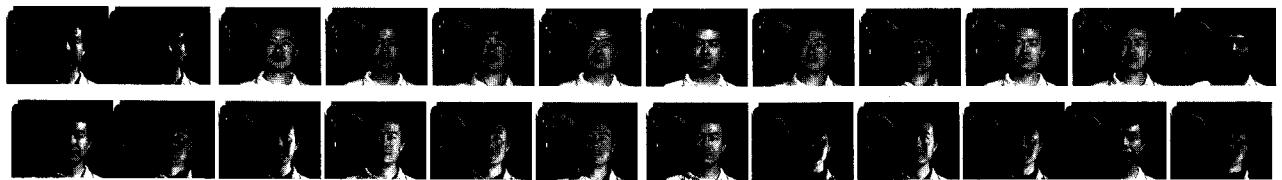


그림 4. 동일 인물의 각기 다른 조명 얼굴 이미지 샘플들 (Yale B 데이터베이스)

Fig. 4. Face images of same person under different illuminations (Yale B database).

앞으로, Φ_{ident} 을 얼굴 고유특성 PCA 모드 행렬, 이 행렬이 전개하는 부분공간을 얼굴 고유특성 부분공간, Φ_{illum} 를 조명 영향 PCA 모드 행렬, 이 행렬이 전개하는 부분공간을 조명 영향 부분공간이라고 칭하기로 한다.

이때, 얼굴 가버 특징 벡터를 얼굴 고유특성 부분공간으로 투영하여 얻은 벡터 b_{ident} 는 조명으로부터 독립된 얼굴 이미지 고유의 특성을 나타내는 것으로 볼 수 있다.

3.3 얼굴 가버 특징 벡터 조명 PCA 모델 구현

이미지를 식 (3)과 같이 반사와 조명으로 완벽하게 분리하는 것은 어렵다.

본 논문에서 일정한 정면 조명 정면자세 얼굴 이미지들 (그림 3 참조)에 anisotropic smoothing 기법을 적용하여 얻어진 반사 이미지 세트에서 추출한 가버 특징 벡터 세트들에 대해 PCA를 수행하여 얻어진 PCA 모드 행렬 Φ_R 은 얼굴 고유특성 PCA 모드 행렬과 깊은 관계가 있는 것으로 간주한다. 본 논문에서 얼굴 고유 특성 PCA 모드 분석을 위해 사용한 얼굴 이미지 세트는 Yale B 얼굴 이미지 데이터베이스에서 얻은, 10명 인물의 정면 조명 환경의 정면 자세 얼굴 이미지 (yaleB**_P00A+000E+00.pgm) 10장으로 구성된 그림 3의 얼굴 이미지 세트이다. 그림 3의 얼굴 이미지 세트에 대한 PCA 분석을 통해 얻어진 PCA 모드들은 일정한 정면 조명 환경에서 얻어진 얼굴 이미지로부터 얻어진 것이므로 주로 얼굴 고유의 특징들을 표현한다고 볼 수 있다. 그러나 조명의 영향이 완전히 배제된 것은 아니므로 조명 영향 성분을 제거할 필요가 있다.

다음, 다양한 조명 변화를 나타내는 얼굴 조명 PCA 모드 행렬 구축을 위하여 다양한 조명을 나타내는 얼굴 이미지 세트(그림 4 참조)에 대해 $L = I/R$ 로서 조명

부분을 추출하고 이를 조명 부분 이미지 세트에 대해 PCA를 수행하여 PCA 모드 행렬 Φ_L 을 얻는다. 그림 4의 얼굴 이미지 세트는 역시 Yale B 얼굴 이미지 데이터베이스에서 제공되는 것으로 64개의 다양한 조명 환경(정면 조명을 제외하고 주변 환경 조명은 포함한 64개의 조명 환경)의 정면 자세의 동일 인물 얼굴 이미지들로 구성된다.

이때, 그림 4의 얼굴과 같은 그림 3의 얼굴 이미지 세트에 포함된 얼굴 이미지에 대해 구한 반사 R 을 이용하여, 다양한 조명환경의 그림 3의 동일 얼굴 이미지 세트에 대해 $L = I/R$ 로 구한 얼굴 이미지 세트들은 다양한 조명 환경의 조명 이미지 세트로 간주할 수 있기 때문에 이 세트에 대해 PCA를 수행하여 얻은 PCA 모드 행렬 Φ_L 은 조명 영향 PCA 모드 행렬 Φ_{illum} 로 간주한다.

각기 다른 이미지 세트에 대해 PCA를 수행하였기 때문에 Φ_R 와 Φ_L 은 서로 직교하는 것이 보장되지 않는다. 따라서 직교하도록 하기 위해서 Φ_R 를 Φ_L 의 직교 부분공간으로 투영하는 것이 필요하다. Φ_R 를 Φ_L 의 직교 부분공간으로 투영하여 얻어지는 행렬 Φ_R^* 은 다음과 같이 구해진다.

$$\Phi_R^* = [I - \Phi_L \Phi_L^T] \Phi_R \quad (8)$$

이제, (8)에서 구해진 Φ_R^* 을 Φ_{ident} 로 간주한다.

3.4 가버 특징 벡터 조명 PCA 모델 기반 얼굴 인식

제안된 가버 특징 벡터 조명 모델 PCA 기반 얼굴 인식은 다음과 같이 수행된다. 등록 시에, 등록 얼굴 이미지들에 대해 anisotropic smoothing 을 수행하여 이에

의한 반사 이미지들을 구하고, 이들 이미지에서 얼굴 가버 벤치를 추출한 후에 이를 식(8)의 얼굴 고유특성 부분공간으로 투영하여 얻어진 투영 벡터들을 저장한다. 이후, 얼굴 인식 시에 입력 얼굴 이미지에 대해 anisotropic smoothing 을 수행하여 이에 의한 반사 이미지들을 구하고, 이들 이미지에서 얼굴 가버 벤치를 추출한 후에 이를 식 (8)의 얼굴 고유특성 부분공간으로 투영하여 얻어진 PCA 가버 특징 벡터들을 저장된 등록 얼굴 이미지들의 PCA 가버 특징 벡터들과의 상관관계를 계산하여 가장 높은 상관관계를 갖는 등록 얼굴 이미지의 인물로 판정한다.

IV. 실험 결과 및 분석

4.1 실험 환경

실험에 사용한 얼굴 데이터베이스는 조명 실험에 많이 사용되는 Yale B DB 이다^[6]. Yale B DB는 pgm 포맷의 그레이 이미지로 640x480의 해상도로 구성되어 있다. 10명의 인물(그림 3 참조)에 대해 9개의 자세, 64개의 조명 조건(그림 4 참조)으로 구성되어 있다. 9개의 자세는 다음 그림 5와 같다.

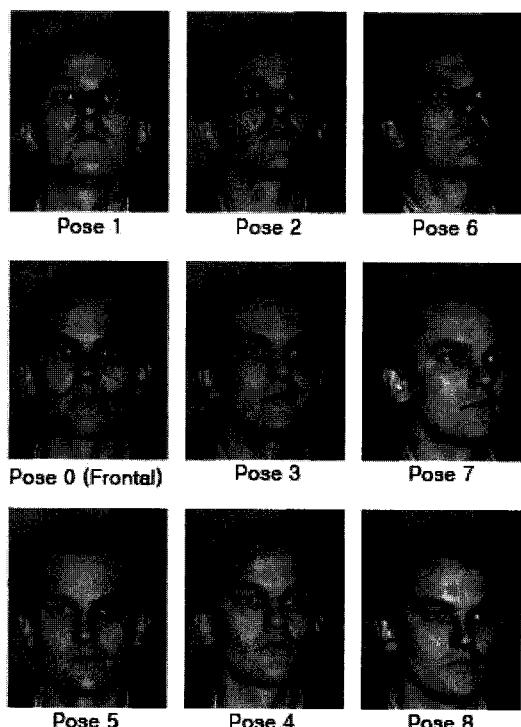


그림 5. 9개의 자세를 가지는 동일 인물의 얼굴 이미지 샘플들 (Yale B DB)

Fig. 5. Face images of same person with 9 poses (Yale B DB).

자세 0은 정면, 자세 1,2,3,4,5는 정면자세 0에 대해 상하좌우 12° 이내, 자세 6,7,8은 정면자세 0에 대해 상하좌우 24° 를 갖는다. 주변광을 제외한 64개의 조명 조건은 카메라 축에 대해 광원 방향이 방위각 $-130^\circ \sim +130^\circ$, 고도각 $-45^\circ \sim +90^\circ$ 에 걸친 64개의 방향이다(그림 5 참조).

실험에 사용되는 각 얼굴 이미지는 주어진 얼굴을 대해 눈좌표 정보를 이용하여 256x256 사이즈로 기하학적 정규화를 수행하였다.

그림 6은 주어진 yale B 얼굴 데이터베이스의 얼굴 그레이 이미지와 256x256 사이즈로 정규화된 얼굴 이미지를 보여준다.

등록은 정면 조명, 정면 자세의 10명의 10장의 얼굴 이미지들(그림 3 참조)을 사용하였다. 얼굴 인식 테스트는 각 자세당 등록 얼굴 이미지를 빼 10명의 640장의 얼굴 이미지에 대해 수행하였다. 사용한 얼굴 인식 방법은 테스팅 얼굴 이미지와 가장 상관관계가 높은 등록 얼굴 이미지의 인물이 테스팅 얼굴 이미지의 인물과 동일한 가를 보고, 동일한 경우 인식된 것으로 간주하는 것이다.

실험 방법은 기존 PCA 얼굴 인식 방법, anisotropic smoothing 조명 전처리 기반 얼굴 인식 방법과 제안된 조명 PCA 얼굴 인식 방법과의 비교다. 제안된 조명 PCA 얼굴 인식 방법은 3.4절에 설명한 바와 같다.

기존 PCA 얼굴 인식 방법은 다음과 같다. 먼저 기하학적 정규화된 10장의 등록 얼굴 이미지들 각각에 대해 얼굴 가버 특징 벡터를 추출하고, 이 얼굴 가버 특징 벡터 세트에 대해 PCA 한 후에, PCA 모드 벡터들을 얻는다. 또한, 등록 얼굴 10장의 얼굴 이미지에 대해 이 PCA 모드 벡터 부분공간으로 투영하여 얻어진 투영 벡터들을 저장한다. 이후, 테스팅시에 입력 얼굴 이미지에 대해 기하학적 정규화를 수행한 후에 얼굴 가버 벤치를



그림 6. Yale B 얼굴 DB의 이미지와 정규화 얼굴 이미지

Fig. 6. A Yale B face image in DB and its normalized face image.

추출하고 이를 PCA 모드 벡터 부분공간에 투영하여 PCA 가벼 특징 벡터를 얻고 저장된 등록 얼굴 이미지들의 PCA 가벼 특징 벡터와의 상관관계를 계산하여 가장 높은 상관관계를 갖는 등록 얼굴 이미지의 인물을 찾고 이 인물이 테스팅 얼굴 이미지의 인물과 동일하면 인식된 것으로 판정한다.

Anisotropic smoothing 조명 전처리 방법은 기존 PCA 얼굴 인식 방법과 동일하나, 얼굴 이미지 사용 전에 anisotropic smoothing 조명 전처리를 수행한 것이다.

4.2 실험 결과

Yale B 얼굴 DB에 대해, 기존 방법들과 제안 방법을 비교한 실험 결과가 표 1에 정리되어 있다. 표 1에서는 얼굴 인식률을 자세별로 비교하기 위하여 얼굴 인식 실험의 결과를 자세별로 정리하였다.

표 1의 실험 결과는 본 논문에서 제안한 가벼 특징 벡터 조명 PCA 모델에 기반을 둔 얼굴 인식 방법이 기존의 얼굴 인식 방법보다 조명에 대해 더 강인하다는 것을 보여준다.

표 1. 9개의 포즈에 대한 얼굴 인식률 (%)

Table 1. Face identification rates for 9 poses (%).

자세 방법	0	1	2	3	4	5	6	7	8
PCA 방법	94.69	92.66	90.16	85.00	74.53	80.47	71.56	57.50	54.22
Ani. 방법	99.06	89.22	93.59	92.19	90.94	94.53	78.75	62.68	73.75
제안 방법	100	99.22	95.16	93.59	91.09	98.13	81.72	67.19	74.53

참고로, 표 1의 실험에서는 자세별로 조명 모델을 구성하지 않았고, 다만 자세 0 을 갖는 그림 3의 얼굴 이미지에 대해서 가벼 특징 벡터 조명 PCA 모델을 구성하고 이를 다른 자세에 대해서도 적용한 것이다. 자세별로 가벼 특징 벡터 조명 PCA 모델을 구성하는 경우, 더욱 정확히 조명을 모델링할 수 있어 조명에 대해 보다 강인한 인식 결과를 가져옴을 확인할 수 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 조명에 보다 강인한 얼굴 인식 방법을 위해, 얼굴 인식에 많이 사용되는 가벼 특징 벡터에 대한 조명 PCA 모델을 구성하고 분석하였다. 가벼 특징 벡터 공간을 조명에 영향을 받는 부분공간과 이에 직교

하는 조명 독립 부분공간으로 PCA 를 이용하여 분해하였다. 조명 영향 부분공간에 직교하는 가벼 특징 부분공간은 조명 영향으로부터 독립되므로, 이를 얼굴 인식 알고리즘을 제안하였다.

등록 시에 조명 PCA 모델을 구성하고, 등록 얼굴 이미지들을 조명 독립 가벼 특징 부분공간으로 투영하여 얻어진 투영 벡터들을 저장한다. 얼굴 인식 시에는 입력 얼굴 이미지를 역시 조명 독립 가벼 특징 부분공간으로 투영하여 얻어진 투영 벡터들을 저장된 등록 투영 벡터들과 비교하여 가장 큰 상관관계를 갖는 등록 얼굴 이미지의 인물을 판별한다.

제안된 가벼 특징 벡터 조명 PCA 모델에 기반을 둔 얼굴 인식 방법이 조명에 대해 기존의 방법들보다 더 강인함을 실험을 통해 확인하였다.

가벼 특징 조명 PCA 모델 구성에 있어서 중요한 점은 조명 영향 부분공간과 조명 독립 부분공간을 어떻게 구현하느냐이다.

본 논문에서 구현한 예는 Yale B 얼굴 데이터베이스를 활용하였으나, 사용한 정면조명 정면자세 얼굴 이미지들로부터 구성한 얼굴 반사 이미지 공간의 구성과 동일 인물의 64개 조명 조건에서 획득한 얼굴 조명 이미지를 이용한 조명 이미지 공간의 구성의 염밀성에 대해 연구가 필요하다. 또한 Yale B 데이터베이스를 사용하지 않는 실제 적용 상황에서는 이러한 조명 독립 부분공간과 조명 영향 부분공간으로의 직교분해를 어떻게 구현해야 할지 등에 대한 후속 연구를 진행하고 있다.

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] B. Horn, "Robot Vision," MIT Press, 1986.
- [5] J. Zou, Q. Ji and G. Nagy, "A Comparative Study of Local Matching Approach for Face Recognition," IEEE Trans. Image Processing, vol.16, Issue 10, pp.2617-2628, Oct 2007.
- [6] Yale Face database,
<http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>

- [7] P. Belhumeur and D. Kriegman, "What is the set of images of an object under all possible lighting conditions?", International Journal of Computer Vision, 28(3), pp.245-260, 1998.
- [8] R. Basri and D.W. Jacobs, "Lambertian reflectances and linear subspaces," IEEE Int. Conf. on Computer Vision, II pp. 383 - 390, 2001.
- [9] A. Georgiades, P. Belhumeur and D. Kriegman, "From few to many: generative models for recognition under variable pose and illumination," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(6), pp.643-660, 2001.
- [10] 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.
- [11] Y. Adini, Y. Moses and S. Ullman, "Face Recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.7, pp.721-732, 1997(7).
- [12] H. Chen, P. Belhumeur and D. Jacobs, "In search of illumination invariants," in Proc. of IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1-8, 2000.
- [13] I. T. Jollie, "Principal Component Analysis," Springer-Verlag, New York, 1986.
- [14] M. Turk and A. Pentland, "Face recognition using eigenfaces," In Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 586-590, Maui, Hawaii, Dec 1991.
- [15] BELHUMEUR, P. N., HESPAÑHA, J. P. AND KRIEGLAN, D. J. "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection," IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell. 19, pp.711-720, 1997.
- [16] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kuiger and C. von der Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions, Vol.19, pp.775-779, 1997(7).

저자 소개



김 상 훈(학생회원)
 2006년 2월 숭실대학교 정보통신
 전자공학과 학사 졸업
 2008년 2월 숭실대학교 전자과
 대학원 석사 졸업
 2008년 3월~현재 숭실대학교
 대학원 박사과정 재학
 <주관심분야 : 얼굴 인식, 임베디드 컴퓨팅>



정 선 태(정회원)
 1983년 2월 서울대학교
 전자공학과 학사
 1990년 12월 미국 미시간대학교
 (엔아버) 전자 및 컴퓨터
 박사
 1991년 3월~현재 숭실대학교
 정보통신전자공학부 교수
 <주관심분야 : 생체인식, 지능형 영상감시, 임베디드 멀티미디어>



설 태 인(학생회원)
 2008년 2월 숭실대학교 정보통신
 전자공학과 학사 졸업
 2008년 3월~현재 숭실대학교
 대학원 전자과 석사과정
 재학
 <주관심분야: 얼굴인식, 임베디드
 컴퓨팅>



조 성 원(정회원)
 1982년 2월 서울대
 전기공학과 학사
 1992년 2월 Purdue University
 전기공학과 박사
 2008년 현재 홍익대 전자전기
 공학부 교수
 <주관심분야 : 인공지능, 생체인식, 지능형 시스
 템, 패턴인식 >