

논문 2004-41SP-3-5

반복적인 PCA 재구성을 이용한 얼굴 영상에서의 안경 제거

(Glasses Removal from Facial Images with Recursive PCA Reconstruction)

오 유 화*, 안 상 철**, 김 형 곤**, 김 익 재**, 이 성 환***

(You Hwa Oh, Sang Chul Ahn, Hyoung-Gon Kim, Ig-Jae Kim, and Seong-Whan Lee)

요 약

본 논문은 칼라의 정면 얼굴 영상으로부터 흑백의 안경 제거 영상을 얻을 수 있는 반복적인 PCA(Principal Component Analysis) 재구성 방법에 대해 제안한다. 제안된 방법은 먼저 칼라의 입력 영상으로부터 색상 정보와 형태 정보를 이용하여 일정한 크기의 흑백 영상으로 정규화한다. 정규화된 얼굴 영상에서 반복적인 PCA 재구성 과정을 통해 안경에 의한 오클루전 영역을 찾고 동시에 이를 보정할 수 있는 재구성된 영상을 생성한다. 또한 이들 결과 영상들을 이용하여 자동으로 자연스러운 안경 제거 영상을 만들어준다. 제안된 방법을 가지고 실제 안경이 있는 영상들에 적용한 결과 대부분 입력 영상과 유사하면서도 자연스러운 안경 제거 영상을 얻을 수 있었다. 본 논문에서 제안하는 방법은 보완을 통해 다른 오클루전 문제를 해결하는 데에서도 다양하게 응용될 수 있고, 자동 얼굴 인식 시스템의 인식 효율을 높이는 데 충분히 기여할 수 있으리라 기대한다. 이곳에 한글 요약문을 작성하여 주십시오.

Abstract

This paper proposes a new glasses removal method from color frontal facial image to generate gray glassless facial image. The proposed method is based on recursive PCA reconstruction. For the generation of glassless images, the occluded region by glasses should be found, and a good reconstructed image to compensate with should be obtained. The recursive PCA reconstruction provides us with both of them simultaneously, and finally produces glassless facial images. This paper shows the effectiveness of the proposed method by some experimental results. We believe that this method can be applied to removing other type of occlusion than the glasses with some modification and enhancing the performance of a face recognition system.

Keywords : Recursive PCA Reconstruction, Facial images, Glasses, Compensation

I. 서 론

최근 들어 컴퓨터가 우리 생활에 보편화되면서 많은 일들을 대신해주고 있다. 그러다 보니 생활의 모든 것이 쉽고 간편해졌는데 우리는 이를 마냥 좋다고 만은

할 수 없다. 왜냐하면 우리가 직접 하지 않고 컴퓨터를 대신 시키듯이 우리 대신 누군가가 우리를 가장하여 컴퓨터를 동작시킬 수도 있기 때문이다. 따라서 개인 정보의 중요성은 그 어느 때 보다도 커지고 있고, 특히 정보의 전자화에 따른 사람의 식별을 위한 신분 확인 기술은 더욱 더 중요해지고 있다. 21세기에 들어서면서 컴퓨터를 이용한 개인의 정보 보호 및 신분 확인을 위해 인체 특징을 이용하는 생체인식(Biometric) 기술이 많이 연구되고 있다. 생체 인식 기술 중에서도 얼굴 인식 기술은 사용자의 특별한 동작이나 행위에 대한 요구 없이 비접촉식으로 자연스럽게 확인할 수 있는 장점 때문에 편리하고 경쟁력 있는 생체 인식 기술로 평가받고 있다. 이러한 얼굴인식 기술은 신분 증명, 범인 색출,

* 정회원, LG전자 정보통신 CDMA단말연구소
(Telecommunication Equipment&Handset Company, LG Electronics Inc.)

** 정회원, 한국과학기술연구원 영상미디어연구센터
(Imaging Media Research Center, KIST)

*** 정회원, 고려대학교 컴퓨터학과
(Dept. of Computer science and Engineering, Korea University)

접수일자: 2002년5월13일, 수정완료일: 2004년5월4일

HCI(Human Computer Interface), 출입 통제 등의 다양한 응용 분야가 있다. 얼굴 인식 기술은 위에서 언급한 바와 같이 뛰어난 장점들을 지니고 광범위한 응용 범위를 지닌 반면, 실제로 응용되기에는 몇 가지 문제점도 지니고 있다. 그 중 대표적인 것이 인식 환경이나 인식 대상의 가변성이 크다는 것이다. 예를 들어 다양한 조명 변화, 얼굴 내 표정 변화나 포즈의 변화, 이외에도 머리카락이나 콧수염, 안경 때문에 얼굴이 조금씩 달라 보이게 된다. 따라서 고성능의 안정적인 얼굴인식 성능을 갖기 위해서는 앞에서 제시한 문제들을 해결할 수 있어야 한다^{[1][2]}.

본 논문에서는 앞에서 언급한 여러 문제들 중에서도 얼굴 영상에 포함된 안경을 제거하기 위한 방법을 제안한다. 최근 몇 년 동안 안경을 제거할 수 있는 다양한 방법들이 제시되었다^[3-5]. Jing et al.^[3]은 deformable contour를 사용하여 안경을 추출하고 이를 이용하여 얼굴 영상에서 안경을 제거할 수 있는 방법을 제시하였다. Lanitis et al.^[4]는 Active Appearance Model이라 불리는 flexible model을 이용하여 안경과 같은 작은 오클루전을 제거할 수 있는 방법을 소개하였다. 그리고 Saito et al.^[5]는 PCA를 얼굴 영상에서 안경을 제거하는 방법에 적용하기도 하였다. 그러나 기존에 소개된 방법들은 얼굴 영상에서 안경 착용의 문제를 단순히 안경테에 의한 문제로 가정하고 이를 해결하고자 하였기 때문에 많은 제약 조건과 좋은 결과의 안경 제거 영상을 얻기란 어려웠다.

본 논문에서는 반복적인 PCA(Principal Component Analysis) 재구성 방법을 통해 안경테뿐만 아니라 안경알에 빛이 반사되어 생기는 영역, 안경 때문에 얼굴 내에 생기는 그림자 영역 등 얼굴 내에 오클루전이 있는 영역 모두를 찾고 제거해 줌으로써 입력 영상과 유사하면서도 안경이 없는 자연스러운 얼굴 영상을 얻을 수 있는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 먼저 칼라의 얼굴 영상으로부터 색상 정보와 형태정보를 이용하여 일정한 크기의 흑백 영상으로 정규화한다. 정규화 된 입력 영상은 반복적인 PCA 재구성 과정을 통해 안경에 의해 얼굴 내에 생기는 오클루전 영역 모두를 찾고 동시에 이를 보정할 수 있는 영상을 생성하여 자연스러운 안경 제거 영상을 만들어준다.

그림 1에서는 자동으로 안경을 제거할 수 있는 전체적인 과정을 나타내고 있다. 칼라의 입력 영상으로부터 안경을 제거하기 위해서는 먼저 얼굴 정규화 과정을 거치게 된다. 그림에서 보듯이 입력 영상의 색상 정보를

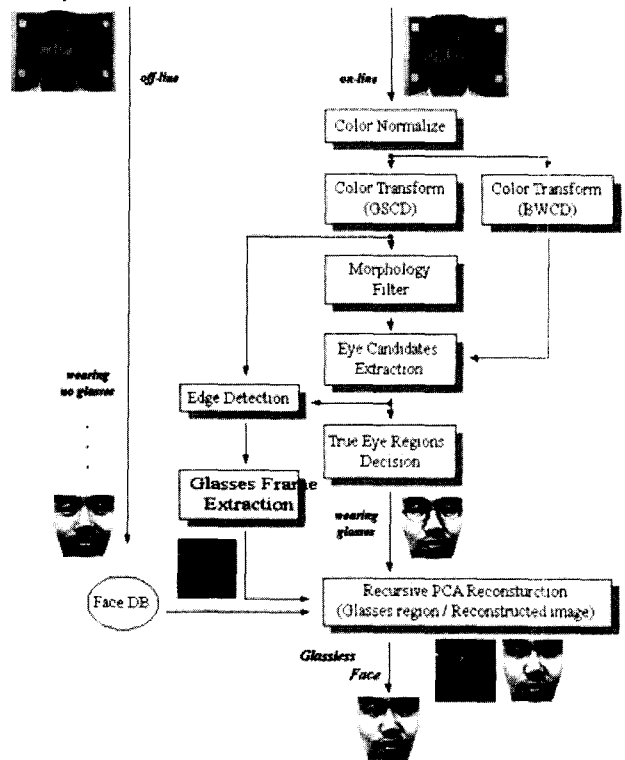


그림 1. 안경 제거에 관한 구성도
Fig. 1. Flow chart of the proposed glasses removal

이용하여 얼굴의 피부 색상을 강조하여 나타낸 GSCD Transform한 영상과 얼굴내의 검은색과 흰색을 강조하여 나타낸 BWCD Transform한 영상을 얻는다. 그 다음 GSCD영상은 Morphology Filter를 통해 얼굴 내에 포함된 모든 영역들을 제거하고 BWCD영상과 함께 눈의 후보 영역들을 찾는다. 눈의 후보 영역들을 가지고 얼굴의 형태 정보를 이용하여 정확한 두 눈의 위치를 기준으로 얼굴 영역을 추출하여 정규화 한다. 이 과정에 대해 좀더 자세한 내용은 제 II장에서 설명한다. 정규화된 얼굴 영상은 본 논문에서 제안한 반복적인 PCA 재구성 과정을 통해 자연스러운 안경 제거 영상으로 만들어 줄 수 있는데, 그러기 위해서는 사전에 안경이 없는 얼굴 영상들의 DB를 가지고 있어야 한다. 반복적인 PCA 재구성 과정에서는 입력된 얼굴 영상 내에서 안경에 의한 오클루전 영역을 찾고 이를 보정할 수 있는 재구성된 영상을 생성한다. 이 때 원 영상의 칼라 정보와 안경테의 에지 정보를 이용하여 추출한 안경테를 사용한다. 안경을 제거하기 위한 자세한 과정들에 대해서는 제 III장에서 언급한다. 제 IV장에서는 여러 얼굴 영상들을 가지고 실험한 내용과 결과들에 대해 설명한다. 그리고 마지막 제 V장에서는 결론을 맺을 것이다.

II. 얼굴 정규화

본 장에서는 얼굴의 정면 모습이 촬영된 칼라 얼굴 영상으로부터 색상 정보와 형태 정보를 이용하여 정규화된 얼굴 영상을 얻는 과정에 대해 설명한다. 먼저 입력 영상의 색상 정보를 이용하여 눈의 후보 영역을 정하고 PCA(Principal Component Analysis)방법을 이용하여 두 눈의 위치와 얼굴 영역을 찾는다¹⁶⁾. 앞에서 찾은 두 눈의 위치가 정확한지를 확인하기 위해 좌우 상하로 눈의 위치를 바꾸어 가면서 다시 한번 PCA를 적용한다. 최적의 두 눈의 위치를 기준으로 추출된 얼굴 영역에 얼굴 이외의 영역이 포함되지 않도록 마스크를 씌워 정규화 된 얼굴 영상을 만들어 준다.

1. 색상 정보를 이용한 눈의 후보 영역 선정

일반적으로 카메라를 통해 입력된 칼라 영상의 각 화소는 RGB의 3차원 색상공간상에서 표현되며 RGB 성분의 각각의 값은 0~255의 영역에서 결정된다. 이 때의 색상 공간에는 휘도(Brightness) 성분을 포함하게 된다. 휘도 성분은 환경 및 조명의 변화에 따라 영향을 받으므로 동일한 물체라도 주위의 조건에 따라 그 색상이 달리 표현될 수 있다. 따라서 이러한 휘도 성분에 의해 생기는 영향을 배제하고 보다 정확한 색상 정보를 얻기 위해 아래와 같은 식 (1)을 이용하여 색상 공간을 휘도 성분 R+G+B로 정규화한다.

$$r = \frac{R}{R+G+B}, \quad g = \frac{G}{R+G+B}, \quad b = \frac{B}{R+G+B} \quad (1)$$

휘도 성분의 정규화를 거친 색상 공간에서는 $b = 1 - (r + g)$ 이므로 r, g의 두 요소만으로 표현이 가능하다. 따라서 정규화된 색상 공간을 사용함으로써 휘도 성분에 의한 화소 값의 변화를 제거할 수 있을 뿐만 아니라, 휘도에 덜 민감한 r, g 두 성분만으로 표현이 가능하므로 계산량이 감소되어 처리 시간을 단축시킬 수 있는 장점을 갖는다.

우리가 정규화 된 색상 공간에서 관심의 대상으로 하는 부분은 얼굴의 피부 색상 영역과 눈 영역의 색상인 검은색과 흰색 영역이다. 이 때 휘도 성분이 제거된 후의 흰색과 검은색은 정규화 된 색상 공간에서 같은 값을 가지므로 두 색을 동일하게 취급할 수 있다. 하지만 RGB 색상 공간의 정규화를 통해서 조명의 영향이 제거되었다고 하더라도 주위 환경이나 카메라 모델, 실험

시간에 따라 동일한 색상을 가진 물체라도 약간 다른 색상 분포를 보인다. 따라서 이러한 영향을 고려하면서 정규화 된 색상 공간에서 우리가 원하는 색을 얻기 위해 다양한 실내 조명 조건에서 실험을 통해 우리가 원하는 색상의 평균값 (m_r, m_g) 과 분산값 (σ_r, σ_g) 을 구한다. 구한 값들을 이용하여 우리가 원하는 색상을 수식 (2)를 이용하여 2차원 가우시안(Gaussian) 분포로 모델링(modeling)한다. 색상 분포 모델을 이용하여 우리가 원하는 색상 영역을 높은 Intensity 값으로 표시하고 그 외의 색상을 가지는 영역은 낮은 Intensity 값으로 표시하여 강조하는 색상 변환(Color Transform)을 다음과 같이 수행할 수 있다.

$$Y(x, y) = G(r(x, y), g(x, y)) \\ = \frac{1}{2\pi\sigma_r\sigma_g} e^{-\frac{1}{2} \left[\left(\frac{r(x,y)-m_r}{\sigma_r} \right)^2 + \left(\frac{g(x,y)-m_g}{\sigma_g} \right)^2 \right]} \quad (2)$$

여기에서 Y(·)는 색상 변환을 거친 결과로 Gray-scale value를 갖는 영상으로 표현된다. G(·)는 2차원 Gaussian 함수를 나타낸다. r(·)과 g(·)는 각각 정규화된 색상 공간에서 입력 영상의 r성분과 g성분을 의미한다. 이 2차원 가우시안 분포 모델을 사용하여 얼굴의 피부 색상 분포를 강조하는 변환을 GSCD(Generalized Skin Color Distribution) Transform으로 정의하고, 얼굴영역 내의 검은 색과 흰색을 강조하는 변환을 BWCD(Black & White Color Distribution) Transform 이라고 정의한다¹⁷⁾¹⁸⁾.

앞에서 정의한 BWCD와 GSCD Transform한 영상들은 우리가 얼굴 내에서 눈의 후보 영역을 찾는데 이용된다. 그림 2의 (a)에서 얼굴의 피부 색상을 강조하여 나타내고 있는 GSCD영상에는 그림 2의 (b-1)과 같이 눈썹이나 입, 흘러내린 머리카락 등 여러 영역들을 포함하고 있다. 우리가 찾고자 하는 것은 오로지 눈에 해당되는 영역이므로 일단 (b-2)에서와 같이 2진화된 GSCD영상에서 Morphology closing연산을 통해 얼굴 내 살색이 아닌 영역은 모두 제거한다. 그리고 그림 2의 (a)에서 얼굴내의 검은 색과 흰색을 강조하여 나타낸 (c-1)과 같은 BWCD영상에서는 가장 큰 Label 크기를 갖는 영역을 찾아 없애줌으로서 눈의 영역을 찾는데 흘러내린 머리카락이 문제를 발생시키지 않도록 한다. 그 결과가 (c-2)가 된다. 앞의 과정을 거친 그림 2의 (b-2)의 GSCD영상과 (c-2)의 BWCD영상을 AND하

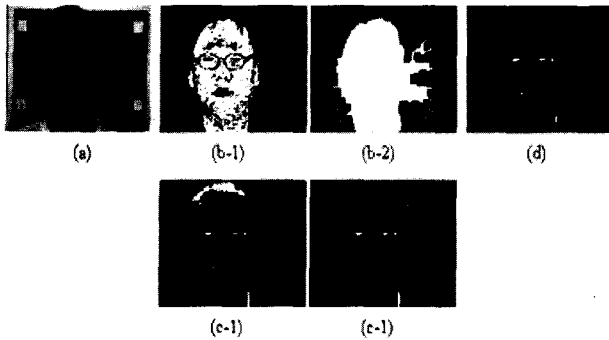


그림 2. 눈의 후보 영역 추출 방법

(a) 입력 영상, (b-1) GSCD 변환한 영상, (b-2) morphology 연산을 수행한 영상, (c-1) BWCD 변환한 영상, (c-2) 머리카락 영역 제거한 영상, (d) 눈 후보 영역들 ((b-2) & (c-2))

Fig. 2. Method to extract eye candidates

(a) input image, (b-1) GSCD transformed image, (b-2) image with morphological operation, (c-1) BWCD transformed image, (c-2) hair removed image, (d) eye candidate regions ((b-2) & (c-2))

게 되면 그 결과 우리는 (d)와 같이 얼굴내의 검은색과 흰색 영역을 얻을 수 있다. 이것이 바로 눈의 후보들이 된다.

2. 형태 정보를 이용한 눈 위치 확인 및 얼굴 추출

얼굴 내 눈의 후보 영역들 중에서 올바른 두 눈의 위치를 기준으로 추출한 얼굴 영역을 찾기 위해 본 논문에서는 PCA방법이 사용되었다[9]. PCA방법은 크게 두 과정으로 나눌 수 있는데 먼저 사전에 수작업을 통해 두 눈을 기준으로 정규화된 영상들로부터 Eigenfaces를 추출한다. 이를 Training과정으로 정의한다. 그 후 추출된 Eigenfaces를 이용하여 실제 검색 과정에서 올바른 두 눈의 위치를 기준으로 정규화된 얼굴 영상을 얻을 수 있다.

가. PCA방법을 이용한 Eigenfaces 추출 과정

두 눈의 위치를 확인하기 위한 과정에서 사용할 Eigenfaces를 추출하기 위해서는 먼저 수작업으로 양 눈의 위치를 기준으로 정규화된 영상들을 얻도록 한다. 그 과정이 다음과 같다.

- 입력 영상 내 얼굴 영역의 두 눈의 위치를 확인한다.
- 각 영상의 두 눈의 위치를 수평으로 조정하기 위해 영상을 회전시킨다.

c. 양 눈의 위치를 기준으로 일정한 비율로 얼굴 영역을 분할한다.

d. 분할된 영상 $N \times N$ 의 일정한 크기로 Resizing한다.

e. 조명의 영향을 줄이기 위해 Histogram Equalization 수행한다.

앞에서 정렬된 얼굴 영상들을 대상으로 평균 영상과 Eigenfaces를 추출한다. 그 과정이 다음과 같다.

a. Training을 위한 각 얼굴 영상들 $\Gamma_i, i=1,2,\dots,M$ 은 하나의 열 벡터로 표현해 준다.

b. 전체 얼굴 영상들의 평균 영상을 구하고, 식 (4)와 같이 각 얼굴 영상들로부터 평균을 뺀다.

$$\varphi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i, \quad (3)$$

$$\Phi_i = \Gamma_i - \varphi, \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, M. \quad (4)$$

c. 각 얼굴 영상들로부터 평균을 뺀 것들의 공분산 행렬(Covariance matrix)을 구한다.

$$\begin{aligned} C &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T \\ &= AA^T, \quad A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M]. \end{aligned} \quad (5)$$

결과적으로 우리는 평균 영상과 공분산 행렬(Covariance Matrix)로부터 Eigenvalues를 구할 수 있는데 이 때 Eigenvalues를 우리는 Eigenfaces라고 부른다.

나. PCA방법을 이용한 눈의 위치 확인 과정

그림 2의 (d)의 얼굴 내 눈의 후보가 될 수 있는 영역들을 대상으로 Labeling을 한다. 그리고 크기 순으로 Label들을 배열한 후에 차례로 두 개를 골라 이를 눈으로 가정한다. 이 때 각 경우에 대해 입력되는 얼굴 영상들은 Eigenfaces를 추출하기 위해 사용되었던 영상들을 정규화 했던 방식과 동일하게 얼굴 영역을 추출하여 사용하도록 한다. 정규화된 입력 영상은 미리 추출한 Eigenfaces에 의해 재구성하여 나타낸다. 그 과정이 다음과 같다.

- 입력의 얼굴 영상 Γ 에서 평균 φ 을 빼고 미리 추출한 각각의 Eigenfaces u_k 에 투영한다.

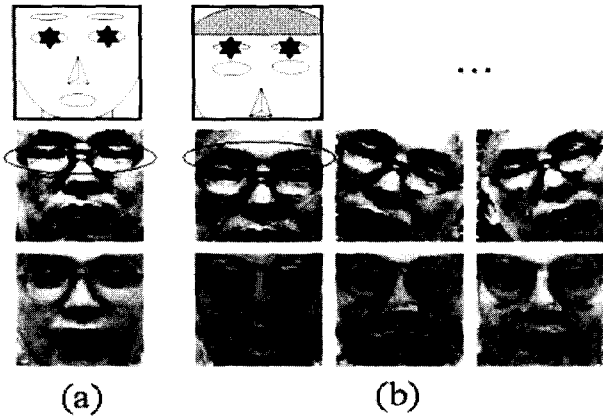


그림 3. 입력 영상과 이를 재구성한 영상들
(a) 눈을 기준으로 정규화된 경우, (b) 눈이 아닌 것을 기준으로 정규화된 경우

Fig. 3. Input image and reconstructed images
(a) the cases aligned by true eyes, (b) the misaligned cases

$$w_k = u_k^T (\Gamma - \varphi) , \quad \text{for } k = 1, \dots, M' \quad (6)$$

여기에서 식 (6)에서 w_k 는 입력 영상이 Eigenfaces 로 구성된 공간상의 weight 값을 나타낸다. 눈의 위치를 확인하는 과정에서는 입력 영상을 정확하게 재구성할 필요가 없기 때문에 이때 필요한 Eigenfaces의 수는 전체 Eigenfaces의 개수인 $M-1$ 개보다 적은 수도 가능하다.

b. 입력 영상은 식 (7)에서처럼 추출한 Eigenfaces의 weighted sum의 형태로 재구성하여 나타낼 수 있다.

$$\hat{\Gamma} = \varphi + \sum_{k=1}^{M'} w_k u_k \quad (7)$$

c. 입력 영상 Γ 과 이를 재구성한 영상 $\hat{\Gamma}$ 간의 차이를 pixel별로 계산하여 Euclidean Distance를 구한다. 구한 차이 값으로 실제 눈의 영역을 가지고 정규화된 정상인지 아닌지를 판단할 수 있다. 그림 3에서처럼 올바른 두 눈을 기준으로 재구성된 영상이 다른 눈의 후보들을 기준으로 재구성된 영상들보다는 입력 영상과 좀 더 비슷하게 재구성된 것을 확인할 수 있다. 따라서 입력 영상과 이를 재구성한 영상간의 차이 값들 중에서 가장 적은 것을 골라 이때 정규화된 영상이 올바른 두 눈을 기준으로 정규화 되었다고 판단하게 된다.

$$\varepsilon^2 = \|\Gamma - \hat{\Gamma}\|^2 \quad (8)$$



그림 4. 입력 영상과 이를 재구성한 영상들
(a) 눈의 위치를 위아래로 조정해가면서 정규화된 경우 (b) 눈의 위치를 좌우로 조정해가면서 정규화된 경우

Fig. 4. Input image and its reconstructed images
(a) the cases aligned by moving eye positions up and down (b) the cases aligned by moving eye positions right and left

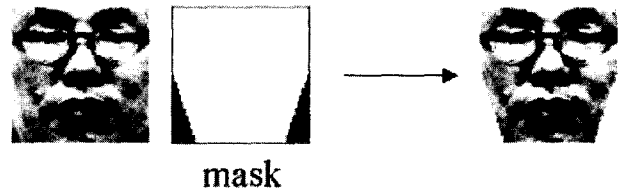


그림 5. 최종적으로 마스크를 씌운 정규화된 얼굴 영상
Fig. 5. Final normalized facial image with mask

d. 앞의 과정을 통해서 두 눈에 해당되는 영역의 위치를 알았다면 좀더 정확한 두 눈의 중심 위치를 기준으로 정규화된 얼굴 영상을 얻기 위해 그림 4와 같이 상하, 좌우로 눈의 중심이 되는 pixel 위치를 조정해가면서 다시 한번 위와 같은 과정을 반복 수행한다.

e. 지금까지의 모든 과정으로부터 얻은 정규화된 영상에 마지막으로 그림 5와 같은 mask를 씌워서 얼굴 이외의 영역이 포함되지 않도록 한다.

3. 안경 제거

본 장에서는 본 논문에서 제안하고 있는 반복적인 PCA(Principal Component Analysis) 재구성 방법을 통해 안경이 있는 얼굴 영상에서 안경 영역을 찾고 동시에 이를 보정해 줄 수 있는 재구성된 영상을 생성하여 자동으로 자연스러운 안경 제거 영상을 만들어 줄 수 있는 방법에 대해 설명한다.

가. 단순한 PCA 재구성 방법

기준에 단순한 PCA 재구성 방법을 사용하여 안경 제거 영상을 만들기 위한 연구가 있었다[5]. 여기에서는 먼저 안경이 없는 영상들로부터 Eigenfaces를 추출하게 되면, 추출된 Eigenfaces에는 얼굴의 특징들만 포함되

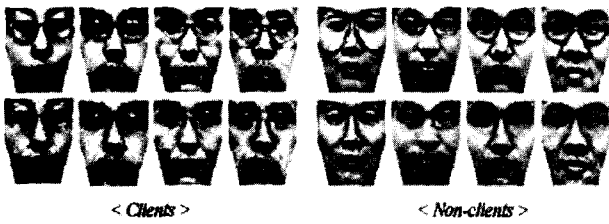


그림 6. 안경이 있는 얼굴 영상들(윗줄)과 이들을 단순한 PCA 방법에 의해 재구성한 결과들(아랫줄)
 Fig. 6. Facial images wearing glasses(upper line) and reconstructed images using a simple PCA method(lower line)

기 때문에 안경이 있는 영상을 재구성하더라도 안경이 표현될 수 없다고 하였다. 이를 이용하여 입력된 얼굴 영상에서 위의 얼굴 영역의 반은 재구성된 영상으로 아래 영역의 반은 입력 영상을 사용하여 안경 제거 영상을 만드는 방법을 제안하였다. 하지만 이러한 방법에 의해 재구성된 영상들을 자세히 살펴보면 그림 6에서 보는 것과 같이 재구성된 영상에서는 분명 안경의 특징이 정확하게 표현될 수는 없지만 얼굴 전체에 걸쳐 많은 에러들을 포함하면서도 최대한 입력 영상과 유사한 영상을 만들어준 흔적을 발견할 수 있다. 여기에서 clients는 Training set에 포함된 사람을 가리키고, non-clients는 Training set에 포함되지 않은 사람을 의미한다. Training에 포함된 사람들은 그들의 특징이 Eigenfaces를 추출할 때 반영될 수 있기 때문에 Training에 포함되지 않은 사람들보다 좀더 나은 결과의 재구성된 영상을 얻을 수 있다. 단순한 PCA 재구성 방법을 적용하여 나온 재구성된 결과를 안경 제거 영상으로 보는데는 몇 가지 문제점이 있다. 먼저 입력 영상을 Training 영상들로부터 추출한 Eigenfaces에 의해 재구성하게 되면 입력 영상에 포함되었던 고유한 특징들을 잃어버리게 된다. 둘째 입력 영상에서 안경에 의한 오클루전 영역이 매우 큰 경우 재구성된 영상에서는 오클루전의 영향으로 얼굴 전체에 많은 에러들을 포함하게 되므로 재구성된 결과가 입력 영상과 전혀 다른 영상처럼 보여질 수 있다. 셋째 재구성된 영상을 자연스러운 안경 제거 영상으로 보기에 얼굴 전체에 너무나 많은 에러들을 포함하고 있다.

나. 반복적인 PCA 재구성 방법

본 논문에서는 반복적인 PCA 재구성 방법을 제안하여 앞에서 제시한 문제들을 해결함과 동시에 입력 영상과 유사하면서도 자연스러운 안경 제거 영상을 얻을 수

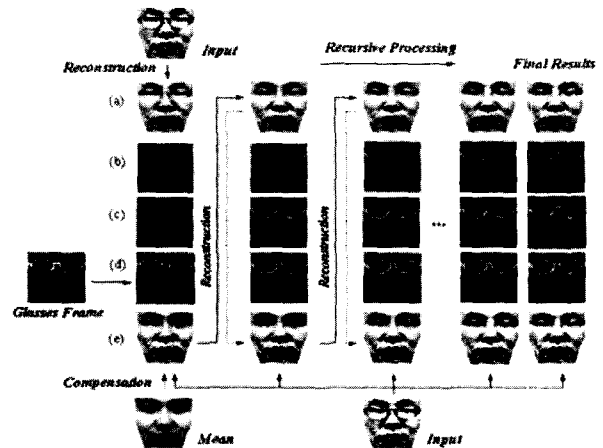


그림 7. 반복적인 PCA 재구성 과정

(a) 재구성된 영상들, (b) 입력 영상과 이를 재구성한 영상들간의 차 영상, (c) 차 영상내의 에러값들을 stretching한 결과 (d) 추출한 안경테를 이용하여 보다 나은 결과의 차 영상, (e) 평균 영상과 재구성된 영상을 사용하여 보정한 입력 영상들

Fig. 7. Recursive PCA reconstruction

(a) reconstructed images, (b) difference between input and reconstructed image, (c) difference stretching, (d) enhanced difference using glasses frame information, (e) compensated input images with reconstructed (or mean) images

있도록 한다. 제안된 방법은 입력 영상에서 제거되어야 할 안경에 의한 오클루전 영역을 찾고 동시에 이를 보정할 수 있는 재구성된 영상을 생성하여 자동으로 자연스러운 안경 제거 영상을 만들어 준다. 이때 안경에 의한 오클루전 영역에는 안경테뿐만 아니라 안경알에 빛이 반사되어 생기는 영역, 안경 때문에 얼굴 내에 생기는 그림자 영역 등이 모두 포함된다.

(1) 안경 영역 추출 및 재구성된 영상의 생성 과정

그림 7에서는 입력된 얼굴 영상으로부터 안경을 제거하기 위해 수행되는 과정들을 보여주고 있다. 그 과정은 다음과 같다. 먼저 정규화된 입력 영상 Γ 을 안경이 없는 영상들로부터 미리 추출한 Eigenfaces $u_k, k = 1, \dots, M$ 를 가지고 앞의 식 (7)에 의해 재구성한다. 그 결과가 그림 7의 (a) 줄에 해당되는 영상들이 된다. 식 (9)와 같이 입력 영상 Γ 과 이를 재구성한 영상 $\hat{\Gamma}$ 간의 차 영상 d 을 구하는데 그 결과가 그림 7의 (b) 줄에 있는 영상들이 된다.

그림 7의 (c) 줄에 있는 영상들은 차 영상에서 얼굴 내 Gray-scale level 색상 정보를 반영하여 stretching

한 결과가 되는데, 그 방법이 식 (10)과 같이 그림 7의 (b) 줄에 있는 차 영상의 에러들과 (a) 줄에 있는 재구성된 영상의 intensity의 곱에 square root를 취한 것이다. 이들을 이용하면 다음의 장점들을 갖는다. 먼저 얼굴 내에서 안경에 의한 그림자 영역은 다른 오클루전에 비해 그 차이가 크지 않아 제거되기 어려운데 이들에 대한 차이를 강조하여 나타낼 수 있으므로 자연스러운 안경 제거 영상을 얻을 수 있다. 또한 얼굴 내에서 눈이나 눈썹은 사람의 인상을 결정짓는 중요한 특징들이 되는데 이러한 특징 영역들에서의 차이는 줄일 수 있어서 최대한 입력 영상이 그대로 사용될 수 있도록 해준다.

$$d(i) = |\Gamma(i) - \hat{\Gamma}(i)| \tag{9}$$

$$D(i) = (\hat{\Gamma}(i)d(i))^{1/2}, \quad \text{for } i = 1, \dots, N \times N \tag{10}$$

그림 7의 (c) 줄에 있는 차 영상에서는 눈썹에 걸쳐 있는 안경테는 정확하게 추출하지 못하는 것을 확인할 수 있다. 그 이유가 입력 영상에서 눈썹에 있는 안경테는 재구성 영상에서 낮은 Gray-scale value를 갖는 눈썹으로 표현되므로 두 영상간의 차이를 구하더라도 그 차이 값이 너무 작아 오클루전이 아닌 것으로 보여지기 때문이다. 하지만 눈썹에 있는 오클루전을 제대로 제거하지 못할 경우에는 사람의 인상이 달라 보일 수 있기 때문에 입력 영상과 유사한 결과를 얻기 어렵게 된다. 따라서 눈썹에 있는 안경 영역을 좀더 정확하게 찾아주기 위해서 본 논문에서는 얼굴 정규화 과정에서 원 영상의 칼라 정보와 안경테의 에지 정보를 이용하여 안경테를 추출하여 사용하도록 한다. 그 과정이 그림 8과 같다.

(a)는 입력 영상에서 얼굴의 피부 색상을 강조하여 나타낸 GSCD영상이다.

(b)는 2진화된 GSCD영상에서 Morphology closing연산을 수행한 후의 결과와 머리카락 영역을 제거한 BWCD영상을 AND하여 얻은 결과로 얼굴내의 검은색과 흰색 영역을 나타낸 영상이다. 이 영상에는 눈과 눈썹 영역이 포함되어 있다.

(c)는 앞의 (a)와 (b)를 덧셈 연산한 결과로 (a)의 GSCD영상에서 눈과 눈썹을 제거한 영상을 얻을 수 있다.

(d)는 얼굴 내에 포함된 안경테가 좀더 정확하게 표현될 수 있도록 (c)에서 Sobel방법에 의한 Edge Detec

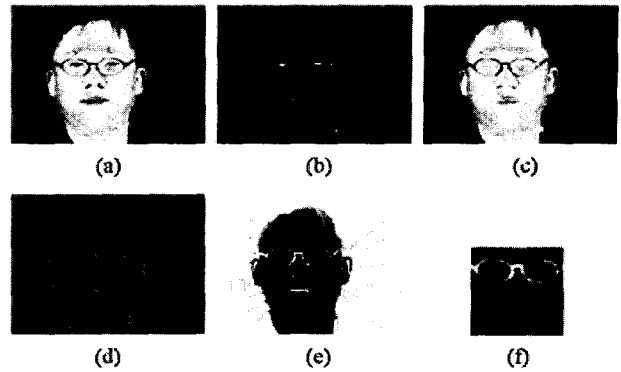


그림 8. 안경테 추출 과정
(a) GSCD 변환한 영상, (b) 눈의 후보 영역들, (c) (a)+(b), (d) (c) 영상에 대한 에지 탐색, (e) (c) inversion한 결과와 (d)를 OR한 결과 영상, (f) (e)를 정규화한 결과 (아래 부분 가림)

Fig. 8. Extraction of additional glasses frame information
(a) GSCD transformed image, (b) eye candidate regions (c) (a)+(b), (d) detected edge from (c), (e) (inversion of (c)) || (d), (f) normalized result of (e) (lower half masked out)

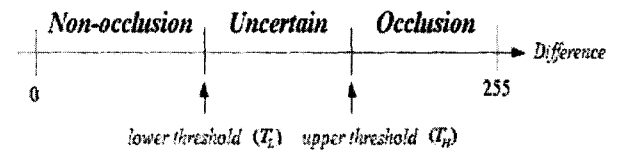


그림 9. 차 영상 내에서의 값의 범위 구분
Fig. 9. Difference classification

tion한 결과이다.

(e)는 (c)를 inversion한 결과와 (d)를 OR한 것이다.

(f)는 (e)영상에서 두 눈의 위치를 기준으로 정규화된 입력 영상과 동일한 크기로 정규화한다. 그리고 나서 안경의 위치 정보를 이용하여 얼굴 영역의 아래에는 아무 것도 포함되지 않도록 모두 제거한다.

별도의 과정을 통해 추출한 안경테 G 를 그림 7의 (c) 줄에 있는 차 영상들에 포함시켜주기 위해서는 먼저 차 영상 D 내에서 오클루전이 있는 영역과 오클루전이 없는 영역을 구분할 수 있어야 한다. 차 영상 내의 에러들의 분포는 오클루전이 없는 영역의 에러 값보다 안경에 의한 오클루전 영역의 에러 값이 훨씬 크게 나타난다. 이러한 에러들의 분포를 이용하여 그림 9와 같이 0부터 255의 차이 값의 범위 내에서 오클루전이 없는 영역과 오클루전이 있는 영역으로 나누어 구분할 수 있다. 이 때 각 영역의 경계를 나누는 threshold값을 정하는 방법은 다음과 같다.

- Lower threshold (T_L): 입력된 얼굴 영상에서 오클루전이 없는 영역을 찾기 위해 원 영상의 칼라 정보

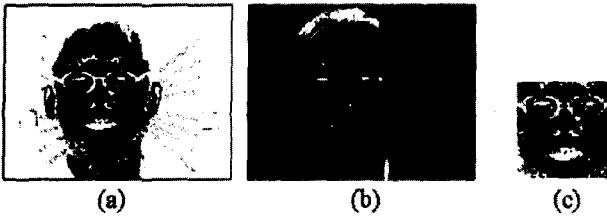


그림 10. 원 영상의 칼라 정보를 이용하여 살색 영역(검정색)과 살색이 아닌 영역(흰색)의 구분
(a) inversion한 GSCD 영상, (b) BWCD 변환한 영상, (c) (a) || (b)의 결과를 정규화한 영상

Fig. 10. Skin color regions(black color) and Non-skin color regions(white color) in color input image
(a) inversion of GSCD image, (b) BWCD transformed image, (c) normalized image of (a) || (b)

를 이용하여 그림 10의 (a) inversion한 GSCD영상과 (b) BWCD영상을 OR한다. 그 결과를 다시 그림 10의 (c)와 같이 두 눈의 위치를 기준으로 정규화된 입력 영상과 동일한 크기로 정규화한다. 여기에서 검은색으로 표시한 영역은 얼굴 내의 피부 색상을 강조하여 나타낸 것으로 오클루전이 없는 영역이 된다. 따라서 그림 7의 (c) 줄에 있는 차 영상 내에서 오클루전이 없는 영역에 해당되는 에러 값들의 평균을 계산하여 T_L 로 사용한다.

- Upper threshold (T_H) : 안경에 의한 오클루전이 포함될 수 있는 영역은 얼굴 내에서 피부색과 다른 색상들을 강조하여 나타낸 영역들에 해당되므로 그림 10의 (c)에서 흰색으로 표시한 영역이 된다. 따라서 그림 7의 (c) 줄에 있는 차 영상 내에서 이에 해당되는 에러 들 중에서 앞에서 구한 T_L 보다 큰 에러 값들의 평균을 계산하여 이를 T_H 로 사용한다.

이때 T_L 보다 크지만 T_H 보다는 작은 에러 값들을 포함하는 불확실한 영역이 항상 존재하게 된다. 눈썹 부분에서 구한 영상간의 차이 값들은 T_H 보다 작은 에러 값들을 포함하고 있는 오클루전이 없는 영역 안에 포함된다. 따라서 T_H 보다 작은 영역에 포함된 안경에 의한 차이 값들이 오클루전이 있는 영역으로 포함될 수 있도록 미리 추출한 안경테 G 를 사용한다. 사용 방법은 식 (11)과 같이 그림 7의 (c) 줄에 있는 차 영상 D 내의 에러 값들 중에서 T_H 보다 작은 영역 안에 포함된 Gray-scale value가 그림 8의 (f)에서는 높은 Gray-scale value를 갖는 경우 이 값을 대체하여 사용한다. 이런 과정을 통해 구한 결과들이 그림 7의 (d) 줄에 있

는 차 영상들이 된다.

if ($D(i) < T_H$) *then*

$$D(i) = \max(D(i), G(i)), \quad \text{for } i = 1, \dots, N \times N$$

(11)

(2) 자연스러운 안경 제거 영상의 생성 과정

앞의 과정들로부터 나온 그림 7의 (d) 줄에 있는 차 영상들은 입력 영상에서 안경에 의한 오클루전을 제거하는데 사용된다. 차 영상 내에서 에러 값들은 0부터 255의 범위를 가지며, 이 범위 안에서 크게 세 부분 오클루전이 없는 영역, 불확실한 영역 그리고 오클루전이 있는 영역으로 나누어 구분할 수 있다. 그림 11에서는 영역별로 서로 다른 weights를 부여한 결과를 보여 주고 있다. T_L 보다 작은 에러 값들을 갖는 오클루전이 없는 영역에 대해서는 w값 0을 주고, T_H 보다 큰 에러 값들을 갖는 오클루전이 있는 영역에는 1의 w를 준다. 그리고 불확실한 영역의 에러들은 0.5부터 1사이의 w를 준다. 이때 0.5의 값은 실험을 통해 정한 것이며, 얼굴 내에 포함된 안경에 의한 그림자 때문에 부자연스럽게 보이는 것을 보완해줄 수 있다. 앞에서 정해준 weights 들은 식 (12)에 의해 차 영상에서 안경에 의한 오클루전 영역을 보정하는데 사용된다.

if ($t = 0$) *then* $\Gamma' = w \cdot \varphi + (1-w) \cdot \Gamma$

else $\Gamma' = w \cdot \hat{\Gamma} + (1-w) \cdot \Gamma$ (12)

- w값이 0인 경우 : 오클루전이 없는 영역으로 판단하여 입력 영상 Γ 을 그대로 사용한다.

- w값이 1인 경우 : 오클루전이 있다고 판단되는 영역이므로 첫 번째 반복과정($t=0$)에서는 안경이 없는 영상들로부터 구한 평균 영상 φ 으로 보정해준다. 이는 안경이 있는 영상을 처음 재구성한 영상은 입력 영상에 포함된 안경의 특징을 최대한 반영해주었기 때문에 보정을 위한 영상으로 사용하기에는 부적합하기 때문이다. 두 번째 반복과정부터는 바로 전 단계에서 보정된 입력 영상을 재구성한 결과 영상 $\hat{\Gamma}$ 을 사용하여 보정해 주도록 한다.

- 0.5부터 1 사이의 w값을 갖는 경우 : 오클루전의 유무를 확실하게 판단하기 어려운 불확실한 영역이므로 weights에 의해 입력 영상과 보정을 위한 영상들을 조합하여 사용한다. 첫 번째 반복 과정($t=0$)에서는 평균

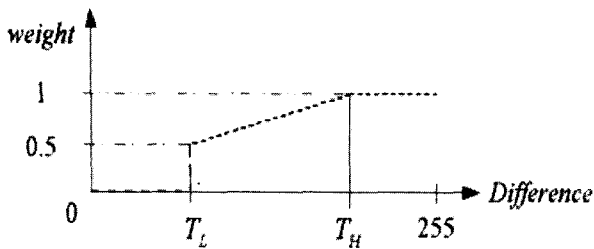


그림 11. 재구성된 영상(또는 평균 영상)의 보정을 위한 weights

Fig. 11. Weights for compensation with reconstructed (or mean) images

영상 φ 내의 불확실한 영역에 해당되는 위치의 intensity값에 w 를 곱한 결과와 입력 영상 Γ 에서 대응되는 위치의 intensity값에 $(1-w)$ 를 곱한 결과를 합한 값을 가지고 보정해준다. 두 번째 반복과정부터는 재구성된 영상 $\hat{\Gamma}$ 과 입력 영상 Γ 을 가지고 앞에 설명한 방법으로 보정해준다. 이 과정을 통해 입력 영상에서 오클루전을 제거하기 위해 보정된 영역이 어색해 보이지 않도록 중간 값들이 생성되고, 안경에 의한 오클루전 영역을 제대로 추출하지 못한 경우 이를 보완해 줄 수 있다.

그림 11과 같은 weights를 적용하여 보정 해준 결과가 그림 7의 (e) 줄에 있는 영상들이 된다. 오클루전이 있을 확률이 낮은 영역에 대해서는 입력 영상의 특징이 최대한 반영될 수 있도록 하였고, 오클루전이 있을 확률이 높은 영역에서는 평균 영상 또는 재구성된 영상을 사용하여 안경에 의한 오클루전을 제거할 수 있도록 하였다.

지금까지의 과정들은 재구성 영상간의 차이가 미리 정한 기준 값 θ 보다 작거나 일정하게 유지될 때까지 반복 수행된다. 그리고 반복을 멈췄을 때 마지막 과정에서 나온 보정된 입력 영상은 본 논문에서 이야기하는 자연스러운 안경 제거 영상이 된다.

$$\|\hat{\Gamma}_{i-1} - \hat{\Gamma}_i\| \leq \theta \tag{13}$$

그림 12는 반복적인 PCA 재구성 방법에 의한 안경 제거 알고리즘을 flowchart 형태로 다시 정리한 것이다. 먼저 입력된 안경 쓴 얼굴 영상 Γ 으로부터 PCA 재구성 과정을 통해 안경이 없는 얼굴 영상 $\hat{\Gamma}$ 을 만들어 준다. 이때 안경을 안 쓴 얼굴 DB로부터 미리 구한 평균 영상 φ 과 Eigenfaces $u_k, k=1, \dots, M$ 을 사용하여

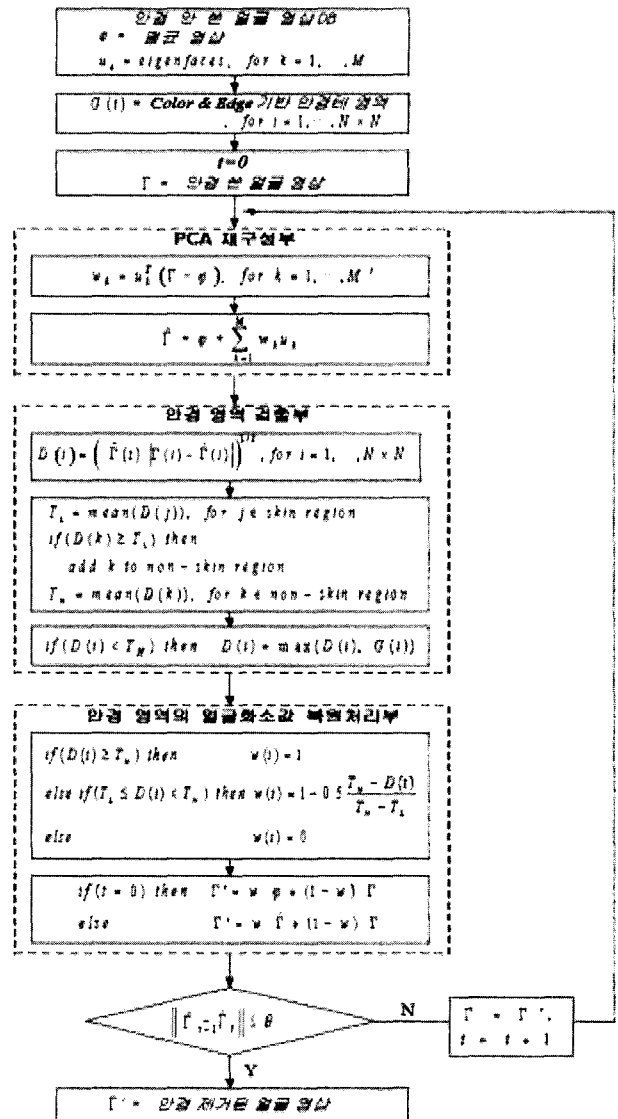


그림 12. 반복적인 PCA 재구성 방법에 의한 안경 제거 알고리즘

Fig. 12. Algorithm of glasses removal using recursive PCA reconstruction

입력 영상을 weighted sum의 형태로 재구성하여 나타낸다. 그 다음 안경 쓴 입력 영상 Γ 과 이를 재구성한 안경 안 쓴 영상 $\hat{\Gamma}$ 간의 차 영상을 구한다. 차 영상은 다시 얼굴의 특징을 반영하여 stretching해주는데 이는 안경 영역을 좀 더 확실하게 나타내주기 위함이다. Gray-scale level 차 영상 D 에서 얼굴의 피부 색상에 해당되는 영역은 안경 영역이 포함되지 않는다고 보고 여러 값들의 평균을 계산하여 T_L 을 구한다. 피부 이외의 색상 영역에서는 안경이 포함될 수 있으므로 T_L 보다 큰 에러들의 평균을 계산하여 T_H 을 구한다. 하지만 눈썹 영역에서의 안경 영역은 차 영상만으로 찾아주기

어려우므로 칼라와 에지 기반으로 추출한 안경테 영역 G 을 사용한다. 그 방법은 차 영상 D 내의 에러들 중에서 T_H 보다는 작지만 안경테 영역 G 에서는 큰 에러 값을 갖는 경우 이를 대체하여 사용하는 것이다.

앞의 과정들을 통해 입력 영상에서 안경 영역을 찾으면, 평균 영상 φ 또는 재구성된 영상 \hat{I} 을 이용하여 안경 영역을 보정해준다. 먼저 차 영상 D 에서 안경 영역에 해당되는 에러 값들은 w 를 1로 주고, 안경이 없는 영역에 해당되는 에러 값들은 w 를 0을 준다. 그리고 그 사이에 해당되는 값들에는 0.5부터 1 사이의 값들을 준다. 이 값들은 평균 영상 또는 재구성된 영상의 보정을 위한 weight로 사용된다. 이때 첫 번째 반복 과정($t=0$)에서는 평균 영상 φ 을 사용하여 보정해주고, 두 번째 과정부터는 재구성된 영상 \hat{I} 을 사용하여 보정해준다. 지금까지의 과정을 재구성 영상간의 차이가 미리 정한 기준 값 θ 보다 작거나 같을 때까지 반복적으로 수행하면서 자동으로 자연스러운 안경 제거 영상 \hat{I} 을 만들어주게 된다.

III. 실험

가. 얼굴 데이터베이스

본 논문에서 제안한 알고리즘의 구현을 위해 먼저 안경이 없는 얼굴 영상들로부터 Eigenfaces를 구성하였다. 이때의 영상들은 모두 Sony digital camera (PC-100)으로부터 얻었으며 640×480의 해상도를 갖는 영상들을 320×240의 해상도를 갖는 영상으로 샘플링하여 사용하였다. 샘플링 된 원 칼라 영상은 자동적인 정규화 과정을 거쳐 얼굴 영역만을 추출하여 60×60의 크기를 갖는 흑백 영상으로 바꾸어 사용하였다. 촬영을 통해 얻은 얼굴들은 총 42명으로부터 얻은 것이며 이 중 제안한 알고리즘 구현을 위해 Training 과정에서 사용된 사람은 38명이며 각각 표정을 포함하여 8장의 영상으로 구성되었다. 그리고 남은 4명의 영상들은 Training되지 않은 사람에 대해 확인해보기 위한 실험에서 사용되었다.

나. 얼굴 정규화 과정을 거친 결과 영상들

320×240의 해상도를 갖는 칼라 영상은 자동적인 정규화 과정을 거쳐 60×60의 흑백영상으로 만들어 사용하였다. 본 논문에서는 42명에 대하여 각 8가지 표정이

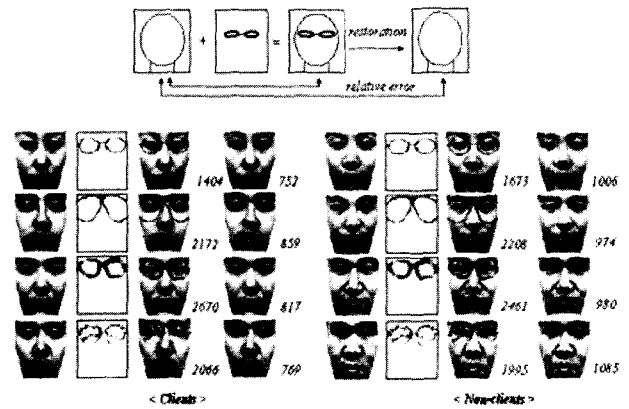


그림 13. 가짜 안경을 제거한 영상 생성

1열: 안경이 없는 무표정한 얼굴 영상들, 2열: 가짜 안경 영상들, 3열: 첫 번째 열의 영상에 두 번째 열의 가짜 안경을 씌운 결과들, 4열: 세 번째 열의 영상에서 안경을 제거한 결과들

Fig. 13. Glasses removal for artificially overlapped glasses
the 1st column: neutral facial images without glasses, the 2nd column: artificial glasses, the 3th column: facial images with artificial glasses overlapped, the 4th column: results of glasses removal

있는 영상들과 4~5가지 종류의 안경을 착용하고 있는 영상들을 포함하여 전체 824장의 영상을 가지고 정규화 과정을 수행하였는데 이 중에서 오직 9장의 에러 영상을 얻었다. 이 영상들로부터 에러의 요인을 살펴보면 다음과 같다.

- 눈과 눈썹이 붙은 경우
- 머리카락을 제거하는 과정에서 눈이 안경테에 붙어 같이 제거 된 경우
- 촬영할 때 정면의 얼굴 영상이 아닌 경우
- 얼굴 영역이 카메라에 모두 포함되지 않고 촬영된 경우
- 안경테와 눈이 붙어버려 눈의 중심을 제대로 찾지 못한 경우 등

다. 안경 제거 과정을 거친 결과 영상들

제안된 알고리즘의 성능을 확인하기 위해서는 안경에 의한 오클루전을 포함한 영상과 이와 모든 조건이 동일하지만 원래 안경이 없는 영상을 서로 비교할 수 있어야 한다. 하지만 얼굴은 non-rigid body로 얼굴 내에 많은 변화들을 포함하기 때문에 동일인에 대한 실제 안경이 있는 영상과 안경이 없는 영상이 안경 영역을 제외하고 모두 똑같은 수가 없다. 따라서 본 실험에서는 먼저 안경이 포함된 얼굴 영상들로부터 안경이외의

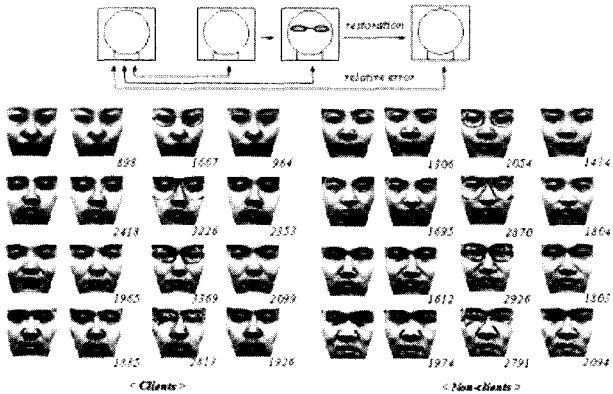


그림 14. 영상들간의 차이 값 비교

1열: 안경이 없는 무표정한 얼굴 영상, 2열: 1열과 같은 사람에 대한 다른 얼굴 영상, 3열: 두 번째 열에 가짜 안경을 씌운 결과들, 4열: 세 번째 열의 영상에서 안경 제거한 결과들

Fig. 14. Comparison of difference between images

the 1st column: neutral facial image, the 2nd column: another facial image of the same person, the 3th column: facial images with artificial glasses overlapped, 4th column: results of glasses removal

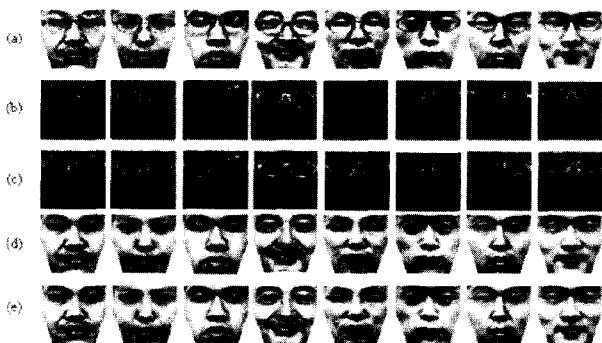


그림 15. 안경 제거 과정 중 마지막에 나온 결과들

(a) 입력 영상들, (b) 원 영상의 칼라와 안경테의 에지 정보를 이용하여 안경테를 추출한 결과들, (c) 안경에 의한 오클루전 영역, (d) 재구성된 영상들, (e) 보정된 입력 영상들

Fig. 15. Results in the last process of glasses removal

(a) input images, (b) glasses frames extracted using color and edge information, (c) occluded regions by glasses, (d) reconstructed images, (e) compensated input images

영역은 지우고 안경만 남겨 놓은 영상들을 만든다. 이제 안경테뿐만 아니라 여러 가지의 안경에 의한 오클루전 영향을 고려하여 실험할 수 있도록 다양한 안경 영상들을 만들어 주도록 한다. 그 다음 그림 13에서와 같이 원래 안경이 없는 얼굴에 씌우고 이를 복원한 결과와 원래 안경이 없는 영상을 비교해 보았다.

비교하는 방법은 pixel별로 차이를 계산하여 구한 Euclidean Distance 값을 가지고 확인할 수 있다. 여기에 실험을 위해 만들어준 안경들은 안경테의 굵기와 형

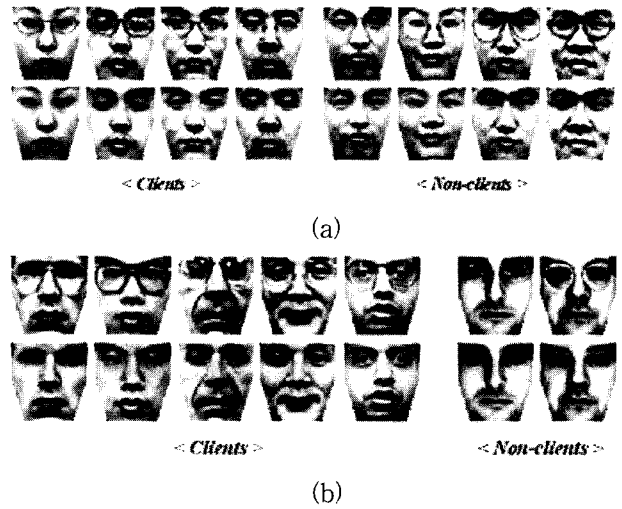


그림 16. 안경 제거 영상의 생성

(a) 실험을 위한 얼굴 DB로부터 나온 결과들 (윗줄: 입력, 아랫줄: 결과), (b) Yale대학 DB와 AR DB로부터 나온 결과들

Fig. 16. Generation of glassless facial images

(a) results using face DB for experiment (upper row: input, lower row: output), (b) results using Yale DB and AR DB

태가 다르고, 빛에 의해 안경알에 반사된 영역이 포함된 경우를 확인해보기 위한 것이었다. 안경을 제거한 영상들이 안경을 씌운 영상들보다 영상간의 차이 값이 줄어드는 것으로 보아 원래 안경이 없는 영상과 유사하게 복원되었음을 확인할 수 있었다. 원래 안경이 없는 영상과 안경을 제거한 영상간에 갖는 차이에는 입력 영상을 재구성하는 과정에서 생기는 에러 값이 포함된다.

그림 14에서는 같은 사람의 동일해 보이는 영상들간에도 최소한의 차이 값을 갖는다는 것을 보이고, 안경이 없는 임의의 영상과 그림 13에서 사용했던 영상들, 즉 가짜 안경을 씌운 영상과 안경을 제거한 영상간의 차이를 계산한 결과 값을 비교해서 나타내었다. 원래 안경이 없는 영상들간의 차이를 구한 값이나 안경을 제거한 영상을 가지고 계산한 값이나 별로 큰 차이가 없는 것으로 보아 안경 제거가 제대로 되었음을 확인할 수 있었다.

그림 15에서는 실제 안경이 있는 얼굴 영상들로부터 원 영상의 칼라 정보와 안경테의 에지 정보를 이용하여 안경테를 추출한 결과들과 안경 제거를 위한 마지막 반복 과정에서 추출된 안경 영역과 이를 보정할 수 있는 재구성된 영상들을 보여주고 있다. 그림 16의 (a)에서는 실험을 위한 얼굴 DB를 사용하여 얻은 결과들을 보여주고 있고 (b)에서는 Yale대학 DB^[12]와 AR DB^[13]를 사용하여 적용한 결과들을 보여주고 있다. 실험은

Training에 포함된 사람(clients)과 Training에 포함되지 않은 사람(non-clients)에 대해 수행하였다.

실제 안경이 있는 영상들에 적용한 결과 영상들은 동일한 조건의 안경이 없는 기준 영상을 갖고 있지 않기 때문에 수치적으로 비교할 수는 없다. 하지만 대체로 입력 영상과 유사하면서도 자연스러운 안경 제거 영상을 얻은 것을 확인할 수 있다. Non-clients의 경우 재구성된 영상에서 입력 영상에 포함된 특징들을 정확하게 표현하지 못하여 안경 영역을 제대로 추출할 수 없는 경우 부분적으로 부자연스러운 부분이 포함될 수 있으나 전반적으로 자연스러운 안경 제거 영상을 얻을 수 있었다.

라. 반복과정 중에 얻은 결과 영상들 평가

앞에서 제시한 결과들은 본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위한 실험들로, 반복적인 PCA 재구성 과정을 통해 마지막에 보정된 영상이 자연스러운 안경 제거 영상으로 사용될 수 있음을 확인하였다. 그렇다면 반복과정 중에 안경을 제거하기 위해 보정된 영상들이 과연 원래 안경이 없는 입력 영상과 유사하게 만들어지는지를 확인해보고자 한다. 따라서 본 실험에서는 먼저 그림 17의 (a)와 같이 60×60의 정규화된 얼굴 영상에서 안경이 위치할 수 있는 영역으로 5번째부터 24번째 행까지 하얗게 오클루전을 만들어준다. 이렇게 만든 영상들은 다시 본 논문에서 제안한 방법인 반복적인 PCA 재구성 과정을 통해 오클루전을 제거하는 과정에서 나오는 보정된 영상들을 얻을 수 있다. 그림 17의 (b)는 마지막 반복과정에서 얻은 결과 영상들을 보여주고 있다. 이때 오클루전 영역은 안다고 가정한다.

그림 18에서는 실험을 위한 얼굴 DB에 포함된 40명의 사람들에 대한 그림 17의 (a)의 보정된 영상들을 가지고, (a)에서는 복원 측면에서 원래 오클루전이 없는 영상과 Euclidean Distance를 계산한 값들의 평균들이 반복 과정을 통해 어떻게 변화되는지를 그래프 형태로 나타낸 것이다. 그리고 그림 18의 (b)에서는 인식 측면에서 보정된 영상들의 weights와 미리 학습된 동일인에 대한 원래 오클루전이 없는 영상의 weights와의 Euclidean Distance들의 평균값들의 변화를 보여주고 있다. 이때 인식을 위한 방법으로 PCA^[9]가 사용되었다. 가로축은 보정되는 반복 횟수를 의미하고, 세로축은 보정된 영상들과 원래 오클루전이 없는 영상간의 차이를 계산한 값들을 각 반복 과정에서 40명의 사람들에 대한 평균을 구해 나타내준 것이다. 반복적인 과정을

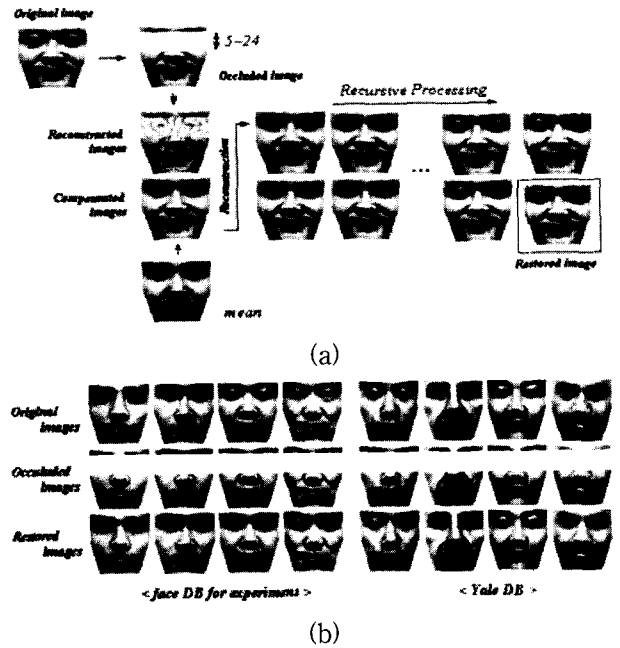
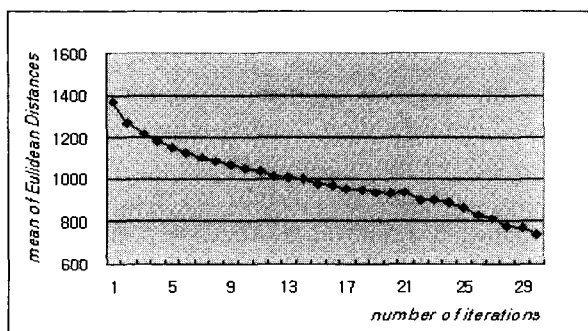


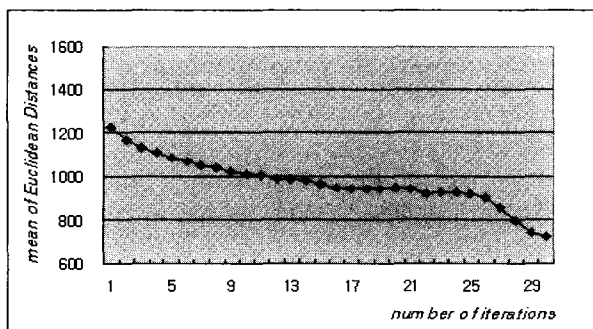
그림 17. 복원된 결과들을 평가하기 위한 실험 영상들
(a) 오클루전이 있는 영상의 생성과 제거 과정
(b) 원래 오클루전이 없는 영상들, 오클루전이 있는 영상들과 이를 복원한 영상들 (마지막으로 보정된 영상)

Fig. 17. Experimental images for evaluation of restored results
(a) generation and removal of facial images with occlusion (b) original images, occluded images and restored images (final compensated image)

통해 차이 값이 줄어드는 것으로 보아, 보정된 영상들은 원래 오클루전이 없는 영상과 유사한 쪽으로 변화되어 간다는 것을 확인할 수 있었다. 이는 보정을 위해 사용되는 재구성된 영상에서 오클루전의 영향이 점차 줄어들면서 상대적으로 오클루전이 없는 영역의 고유한 특징들이 반영되기 때문이다. 표1에서는 LDA방법^{[10][11]}을 이용하여 인식을 수행한 결과를 보여주고 있다. 여기에서 인식을 위한 매칭 조건은 최소의 Euclidean Distance를 갖는 클래스를 선택하도록 하였고, 학습을 위한 영상들로는 실험을 위한 얼굴 DB에 포함된 40명의 사람들의 영상들과 Yale대학 얼굴 데이터베이스 중 11명의 사람들의 영상들이 사용되었다. 그리고 인식을 위한 영상들로는 그림 17의 (b)에서와 같이 오클루전이 있는 영상들과 이들을 복원한 영상들이 사용되었다. 오클루전이 있는 영상들과 복원된 영상들의 인식률을 비교해본 결과 당연히 오클루전을 제거했을 때가 훨씬 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 이는 오클루전 영역을 보정하기 위해 사용된 재구성된 영상이 비록 Training 영상들에 의해 만들어졌을지라도 입력 영상에서 오클루전



(a)



(b)

그림 18. 반복 횟수에 따른 오클루전이 없는 원래 영상과 보정된 영상간의 차이

(a) 복원 측면 : 원래 오클루전이 없는 영상과 보정된 영상들간의 Euclidean Distances의 평균값의 변화 (b) 인식 측면 : Eigenfaces공간상에서 원래 오클루전이 없는 영상의 weights와 보정된 영상들의 weights간의 Euclidean Distances의 평균값의 변화

Fig. 18. Difference between the original non-occluded image and the compensated images along the iterations

(a) restoration aspect : the change of average of Euclidean distances between original image and compensated images (b) recognition aspect : the change of average of Euclidean distances between weights of original image and those of compensated images in the space of eigenface

표 1. 인식을 비교

Table 1. Comparison of recognition rates

	face DB for experiment		Yale DB	
	Occluded images	Restored images	Occluded images	Restored images
Recog. Rate	8/40×100=20%	38/40×100=95%	5/11×100=45%	100%

영역의 정보를 대신할 수 있음을 알 수 있다. 또한 그림 17에서 (a)와 같은 경우는 안경에 의한 오클루전 문제의 극단적인 경우로 볼 수 있으므로 본 논문에서 제안

된 방법은 인식에서도 충분히 응용 가능하다. 단, 정확한 두 눈의 위치를 기준으로 정규화가 될 수 있어야 하고, 얼굴 내 오클루전 영역을 알고 있다는 가정을 포함한다.

IV. 결 론

지금까지 본 논문에서는 칼라의 얼굴 영상으로부터 안경이 없는 흑백 영상으로 만들어 줄 수 있는 반복적인 PCA 재구성 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 먼저 입력된 칼라 영상으로부터 색상 정보와 형태 정보를 이용하여 일정한 크기의 흑백 영상으로 정규화한다. 그 다음 반복적인 PCA 재구성 방법을 통해 정규화된 얼굴 영상에서 안경에 의한 오클루전 영역을 찾고 동시에 이를 보정할 수 있는 재구성된 영상을 얻을 수 있어 안경이 없는 자연스러운 얼굴 영상을 만들어 줄 수 있다. 제안된 방법에서는 안경에 의한 오클루전 영역으로 안경테뿐만 아니라 안경알에 빛이 반사되어 생기는 영역, 안경 때문에 얼굴 내에 생기는 그림자 영역 등을 모두 추출하여 제거할 수 있어 자연스러운 안경 제거 영상을 얻을 수 있고, 오클루전이 없는 영역에 대해서는 입력 영상을 그대로 사용하기 때문에 입력 영상과 거의 유사한 결과를 얻을 수 있다. 이러한 내용들은 실험 결과들을 통해 모두 확인할 수 있었다.

본 논문에서 제안한 방법은 입력 영상과 미리 Training 되는 영상들이 모두 동일한 환경이어야 된다는 제약 조건과 안경에 의한 오클루전 이외의 변화 요인은 없다고 가정하고 있다. 앞으로 이러한 문제들을 개선하고 보완할 수 있다면 다른 오클루전 문제를 해결하는 데에서도 다양하게 응용될 수 있고, 자동 얼굴 인식을 위한 시스템의 인식 효율을 높이는 데 있어서도 충분히 기여할 수 있으리라 기대한다.

참 고 문 헌

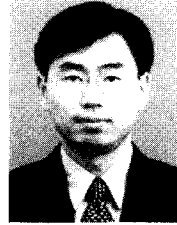
- [1] R.Chellappa, C.L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces : A Survey," Proc. IEEE, Vol. 83, No. 5, pp. 705-740, May 1995.
- [2] 이성환, 유명현, 박정선, 이상웅, 최형철, "얼굴기반 생체인식 기술의 현황과 전망," 정보과학회지, 제 19 권 제 7호, 2001년 7월, pp. 22-31.
- [3] Z.Jing and R. Mariani, "Glasses Detection and Extraction by Deformable Contour," In Proc. of

- ICPR2000, pp. 933-936, 2000.
- [4] A. Lanitis, C. J. Taylor, and T. F. Cootes, "Automatic Interpretation and Coding of Face Images Using Flexible Models," *IEEE Tr. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 743-756, July 1997.
- [5] Y. Saito, Y. Kenmochi and K. Kotani, "Estimation of eyeglassless facial images using principal component analysis," In *Proc. of ICIP*, Vol. 4, pp. 197-201, Oct. 1999.
- [6] 김진우, 고한석, 안상철, 김형곤, "2차원 영상 기반 3차원 개인 얼굴 모델 생성 및 애니메이션," 1999 한국 방송 공학회 학술 대회, pp. 15-20, Nov. 1999.
- [7] H. G. Kim, N. H. Kim, and S. C. Ahn, "Skin Region Extraction Using Moving Color Technique," *IEEE Int'l Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS'98)*, pp. 73-77, Nov. 1998.
- [8] S. H. Kim, N. H. Kim, S. C. Ahn and H. G. Kim, "Object Oriented Face Detection Using Range and Color Information," *IEEE Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition (FG'98)*, pp. 76-81, Apr. 1998.
- [9] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 12, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [10] W. Zhao, R. Chellappa, and A. Krishnaswamy, "Discriminant Analysis of Principal Components for Face Recognition," *IEEE Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition (FG'98)*, pp. 336-341, Apr. 1998.
- [11] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection," *IEEE Tr. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 711-720, July 1997.
- [12] <http://cvc.yale.edu/>
- [13] A. Martinez and R. Benavente, "the AR face database," CVC Tech. Report #24, 1998.

— 저 자 소 개 —



오 유 화(정회원)
 2000년 2월 서울여자대학교
 컴퓨터학과 학사 졸업
 2002년 8월 고려대학교
 컴퓨터학과 석사 졸업
 2002년 9월~2003년 6월 한국과학
 기술연구원(KIST) 영상미
 디어연구센터 위촉연구원
 2003년 8월~현재 LG전자 정보통신 CDMA 단말
 연구소 주임연구원
 <주관심분야: 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식>



안 상 철(정회원)
 1988년 서울대학교 제어계측
 공학과 학사 졸업
 1990년 서울대학교 제어계측
 공학과 석사 졸업
 1996년 서울대학교 제어계측
 공학과 박사 졸업
 1996년~1997년 미국 USC 방문연구원
 1997년~현재 한국과학기술연구원(KIST)
 영상미디어 연구센터 책임연구원
 <주관심분야: 컴퓨터비전, 영상처리, 얼굴인식,
 HCI, 가상현실>



김 형 곤(정회원)
 1974년 한국항공대학교 항공전자
 공학과 학사 졸업
 1982년 Univ. of Kent (England)
 U.K. 전자공학과 석사 졸업
 1985년 Univ. of Kent (England)
 U.K. 전자공학과 박사 졸업
 1993년~1994년 호주 Univ. of South Australia
 초청연구원
 1977년~현재 한국과학기술연구원(KIST)
 책임연구원
 <주관심분야: 영상처리용 VLSI 구조, 센서 fu
 sion, 대화형 영상처리, 스테레오 비전 시스템, 가
 상공간 Interface, 영상-그래픽스 합성, MPEG-4>



김 익 재(정회원)
 1996년 연세대학교 전기공학과
 학사 졸업
 1998년 연세대학교 전기공학과
 석사 졸업
 2003년~현재 서울대학교 전기
 컴퓨터공학부 박사과정 재학
 1998년~현재 한국과학기술연구원(KIST)
 영상미디어 연구센터 연구원
 <주관심분야: 컴퓨터비전, 혼합가상현실, HCI>



이 성 환(정회원)
 1984년 서울대학교 학사 졸업
 1986년 KAIST 석사 졸업
 1989년 KAIST 박사 졸업
 1989년~1994년 충북대학교
 컴퓨터학과 조교수
 1995년~현재 고려대학교
 컴퓨터학과 정교수
 <주관심분야: 컴퓨터비전, 패턴인식>

