# 2D 칼라 얼굴 영상에서 반복적인 PCA 재구성을 이용한 자동적인 잡음 제거

박현, 문영식
한양대학교 컴퓨터공학과
e-mail : *hpark@cse.hanyang.ac.kr*, *ysmoon@cse.hanyang.ac.kr*

# Automatic Denoising in 2D Color Face Images Using Recursive PCA Reconstruction

Hyun Park, Young Shik Moon
Dept. of Computer Science and Engineering, Hanyang University

## Abstract

The denoising and reconstruction of color images are increasingly studied in the field of computer vision and image processing. Especially, the denoising and reconstruction of color face images are more difficult than those of natural images because of the structural characteristics of human faces as well as the subtleties of color interactions. In this paper, we propose a denoising method based on PCA reconstruction for removing complex color noises on human faces, which is not easy to remove by using vectorial color filters. The proposed method is composed of the following five steps; training of canonical eigenface space using PCA, automatic extracting of face features using active appearance model, relighing of reconstructed color image using bilateral filter, extraction of noise regions using the variance of training data, and reconstruction using partial information of input images (except the noise regions) and blending of the reconstructed image with the original image. Experimental results show that the proposed denosing method efficiently removes complex color noises on input face images.

## I. 서론

최근 영상 매체의 발달로 컴퓨터 비젼 및 영상 처리 분야에서 칼라 영상에 대한 분석은 점점 더 많은 연구가 되어지고 있는 분야로 조명되고 있다. 칼라 영상 처리 분야에 있어서 해결해야 할 중요한 과제로는 영상의 잡음 제거(Denoising), 개선(Enhancement), 복원(Reconstruction) 등이 있다[1].

초기 칼라 영상에서의 잡음 제거는 RGB 채널들을 각각 평활화(Smoothing) 함으로써 이루어졌고, 이를 위해서 색상 채널들을 벡터 데이터로 간주하여 처리하는 다양한 칼라 필터들이 구현되었다. 또한 비등방성 확산 필터(Anisotropic Diffusion Filter)등을 기반으로 하는 방법들이 제안되었다. 확장된 Bilateral Filter 등을 기반으로 하는 칼라 영상의 합성 및 잡음 제거 등은 좋은 성능을 보여준다[2][3].

특정 칼라 모델들을 이용하여 칼라 영상을 밝기(Lightness)와 색상 성분(Chromatic Components) 으로 분리한 후 색상 성분의 특징을 이용한 칼라 영상 개선 방법들도 제안되었다. Ohad 는 HSV 모델을 이용하여 색조 곡률(Hue Curvature)과 색상의 확산 방향등을 고려하여 색상 연속성(Color Continuation)이 좋아지도록 반복적인 칼라 영상 개선 방법을 제안하였다[1].

일반적인 영상에 비해 얼굴 영상은 조금만 변하더라도 전체적인 인상에 많은 영향을 주기 때문에 잡음 제거 및 복원 등에 있어서 더 어려운 점이 많다. 또한 칼라 얼굴 영상에 존재하는 잡음(기미, 곰보, 점, 피부 트러블)등은 일반 칼라 영상에서 가장 널리 사용되는

가산성 잡음 모델(Additive Noise Model)로는 다루기 어려운 복합 잡음 모델(Complex Noise Model)을 가지기 때문에 일반적인 선형, 비선형 칼라 필터를 이용하여 잡음을 제거하기가 어렵다.

본 논문은 주성분 분석(PCA)에 의해 재구성된 칼라 영상을 기반으로 잡음을 자동적으로 제거하기 위한 방법을 제안한다. 제안된 방법은 PCA를 이용한 정준 고유 얼굴 공간의 학습단계, 동적 외양 모델을 이용한 자동적인 얼굴 특징 추출 단계, Bilateral 필터를 이용한 복원된 칼라 영상의 재조명(Relighting) 단계, 학습 데이터들의 분산값들을 이용한 잡음 추출 단계, 잡음 영역이 제외된 입력 영상의 부분 정보를 이용한 재구성과 이를 원본 영상과 합성하여 잡음이 제거된 영상을 생성하는 총 5 단계로 구성된다.

## II. 정준 고유얼굴 공간

### 2.1 정규화된 정준 고유얼굴 공간의 학습

100 개의 칼라 학습 영상들은 수작업으로 잡음(기미, 여드름, 곰보, 점, 피부 트러블)등을 제거 된 후 동적 외양 모델(Active Appearance Model:AAM)의 평균 얼굴 형태로 정렬된다. Zero Mean Unit Length 방법으로 정규화된 학습 영상들은 주성분 분석(PCA)을 통하여 정준 고유얼굴 공간을 생성하게 되며 95% 주성분만을 추려내어 수작업으로 제거하지 못한 잔여 잡음 부분들을 제거한 정규화된 정준 고유얼굴 공간을 생성하게 된다. 원본 학습 데이터들은 수작업으로 잡음을 제거하여 영상 X 로 만들고 식(1)과 같이 평균이 0 인 단위벡터로 정규화 한다. $N$은 전체 학습데이타의 수를 나타낸다.

$$x = \frac{X - E\{X\}}{1^T(X - E\{X\})}\ ,\ \text{E\{X\}: X 의 평균값} \qquad (1)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} x\ ,\ \Sigma = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x_n - \bar{x})(x_n - \bar{x})^T \qquad (2)$$

식(2)의 정규화된 학습 데이터의 평균값과 분산-공분산을 이용하여 주성분 설명력이 95%인 축소된 m 개의 고유얼굴 공간을 구성하고, 만약 고유얼굴의 일부 영역만을 이용한다면 x의 정사영에 의한 PCA 재구성 방법은 식(3), (4)를 이용하여 식(5)와 같이 하나의 기저를 $\sigma_i\phi_i$ 로 하여 $x^*$ 로서 나타낸다[4].

$$\Lambda = diag(\sigma_i^2) = \Phi^T \Sigma \Phi \qquad (3)$$

$$\alpha = \Phi_m^T(x - \bar{x}) \qquad (4)$$

$$x^* = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i \sigma_i \phi_i = \Phi \cdot diag(\sigma_i)\alpha \qquad (5)$$

### 2.2 정준 고유얼굴 공간으로의 정사영

회색영상과 달리 RGB 칼라 영상으로 학습된 고유얼굴 공간으로의 직접적인 정사영은 학습된 영상과 입력 영상의 RGB 색상차들이 오차로 작용하기 때문에 정확한 PCA 재구성을 수행하지 못하게 된다.

본 논문에서는 오류를 보정하기 위해서 그림 1과 같이 Linear Least Squares Fitting(LLSF)을 이용하여 입력 영상 $x_{input}$ 을 평균 영상 $\bar{x}$ 가 구성하는 선형 라인 상에 정렬한 $x'_{input}$ 을 계산한다. 두 영상 사이의 색상에 의한 변동 요소를 최소화한 후 학습된 고유얼굴 공간으로 정사영하여 칼라 영상을 재구성한다.

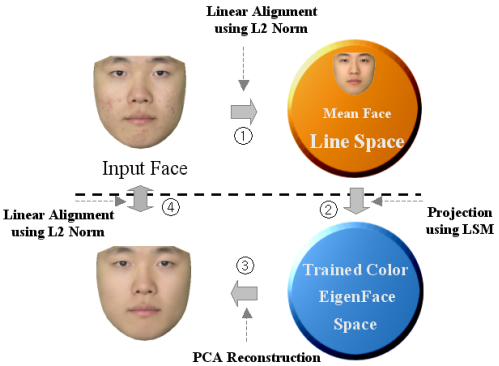


그림 1. 정사영에 의한 칼라 영상 PCA 재구성

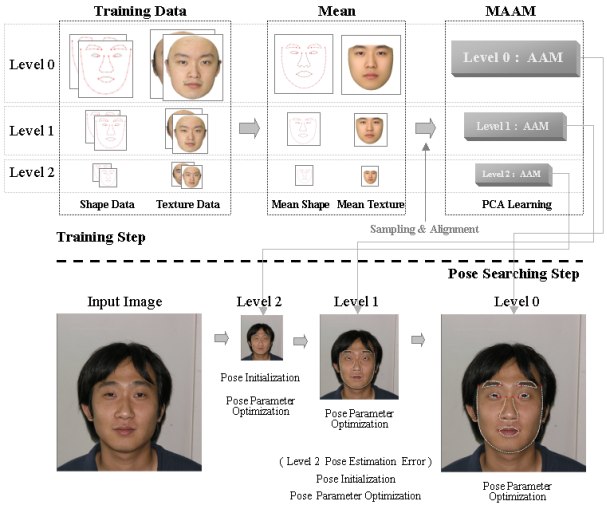


그림 2. MAAM을 이용한 자동적인 얼굴 특징 추출

## III. 자동적인 얼굴 특징 추출

학습 영상들의 얼굴 구조는 94개의 얼굴 특징점들로 표시하여 각각의 얼굴 형태 모형을 구성한다. 평균 얼굴 형태로 정렬된 칼라 얼굴 텍스쳐들과 각각의 얼굴 형태 모형들을 이용하여 Jacobian Learning Scheme로서 AAM을 학습한다. 자동적인 얼굴 특징 추출은 3 Level Scale Pyramid 방식으로 학습된 MAAM (Multi-level Active Appearance Model)을 이용하여 그림 2와 같이 Corse to Fine Fitting을 수행함으로써 얼굴 구조 특징점들을 찾는다. 그림 2에서 영상 축소는 Level 0를 원본 영상크기로 하여 50%씩 축소된다.

## Ⅳ. 복원된 칼라 영상의 재조명

학습된 고유얼굴에 의해서 복원된 영상은 원본 영상과 조명 상태가 항상 동일한 상태라고 가정할 수 없기 때문에 재조명(Relighting)을 할 필요가 있다. 따라서 본 논문에서는 E. Eisemann과 F. Durand가 사용한 방법과 유사하게 Bilateral Filter을 이용하여 재조명을 수행한다. Bilateral Filter는 영상을 부드럽게 하면서 강한 세부 정보들은 유지해주는 특성을 가지며 이를 이용하여 영상 정보를 Small Scale(Sharp Detail)과 Large Scale(Illumination) 층으로 분리할 수 있다. 그림 3과 같이 사용한다[2][3].

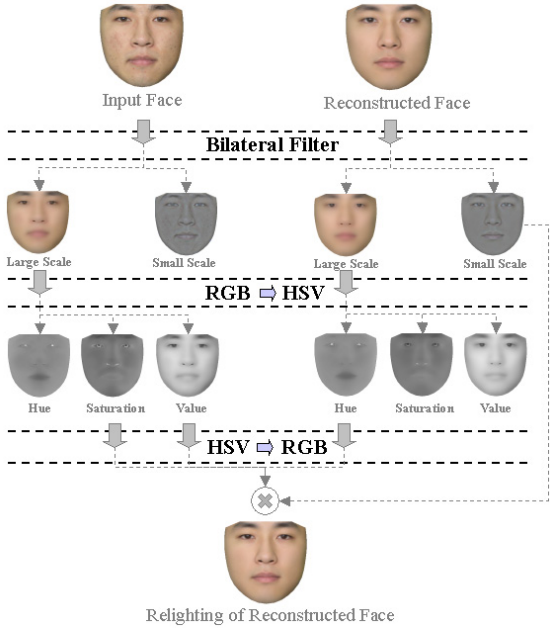


그림 3. 복원된 칼라 영상의 재조명

## Ⅴ. 잡음 영역 추출

잡음 영역을 찾기 위해서 칼라 벡터의 크기 맵(Vector Magnitude Map:VMM)과 방향 맵(Vector Direction Map:VDM)을 계산한다. 또한 잡음에 대한 문턱치(Threshold Value)는 95%의 주성분으로 재구성된 학습 영상 정보로부터 각 픽셀들의 벡터의 크기 분산값($\sigma_{VM}^2$)과 벡터의 방향 분산값($\sigma_{VD}^2$)들을 계산하여 사용한다.

## Ⅵ. 잡음 영역의 복원 및 합성

정사영(벡터 내적)을 통한 LSM(Least Square Minimization) 방법은 강건하지 않으며 또한 입력 영상들은 일반적으로 Intra-Sample Outlier를 포함하고 있기 때문에 표준 PCA 재구성은 이런 Outlier 들에 의해 강건하지 않게 된다. 칼라 얼굴 영상에 포함되어 있는 복합 잡음은 Intra-Sample Outlier로 분류할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 잡음에 최적화된 학습된 고유얼굴 공간과 잡음 영역을 제외한 입력 영상의 부분 정보를 이용한 특이값 분해(SVD) 기반의 Robust PCA를 수행하여 에러 함수 식(6)를 최소화하는 최적의 주성분 값을 계산하고 식(5)를 이용하여 잡음이 제거된 입력 영상을 재구성한다. $\tilde{x}$ 는 입력 영상에서 잡음을 제외한 부분 정보, $j$ 는 잡음이 없는 영상의 픽셀 인덱스, $p$는 잡음이 없는 영상의 픽셀 수를 나타낸다.

$$\alpha^* = \arg\min_{\alpha} E(\alpha) \tag{6}$$

$$E(\alpha) = \sum_{j=1}^{p}\left(\tilde{x}(j) - \sum_{i=1}^{m}\alpha_i\sigma_i\phi_i(j)\right)^2 \tag{7}$$

$q_i = \sigma_i\phi_i$ 라고 할 때 식(7)은 식(8)과 같이 변경이 가능하고 식(8)의 최적해 $\alpha$는 식(11)과 같이 SVD 에 의해 계산된 Q의 의사 역행렬(pseudo-inverse) $Q^{\dagger}$를 이용하여 계산되고 $\alpha^*$를 이용하여 복원을 수행한다.

$$E(\alpha) = \sum_{j=1}^{p}\left(\tilde{x}(j) - \sum_{i=1}^{m}\alpha_i q_i(j)\right)^2 = \left\|\tilde{x} - Q\alpha\right\|^2 \tag{8}$$

$$Q = UWV^T,\ Q^{\dagger} = VW^{\dagger}U^T \tag{9}$$

$$W^{\dagger} = diag\begin{pmatrix} w_i^{-1} & \text{if } w_i \neq 0 \\ 0 & otherwise \end{pmatrix} \tag{10}$$

$$\alpha = Q^{\dagger}\tilde{x},\quad \therefore\alpha^* = \sigma\alpha = \sigma Q^{\dagger}\tilde{x} \tag{11}$$

복원된 영상은 원본 영상과 식(12)을 이용하여 합성된다. 여기서 Blending Ratio $a$ 는 0.85를 사용하고 D는 잡음이 제거된 영상 R은 복원된 영상, O는 원본영상을 나타낸다.

$$D = \begin{cases} \alpha O + (1-\alpha)R & \text{if } noise\ free\ region \\ (1-\alpha)O + \alpha R & \text{if } noise\ region \end{cases} \quad (12)$$

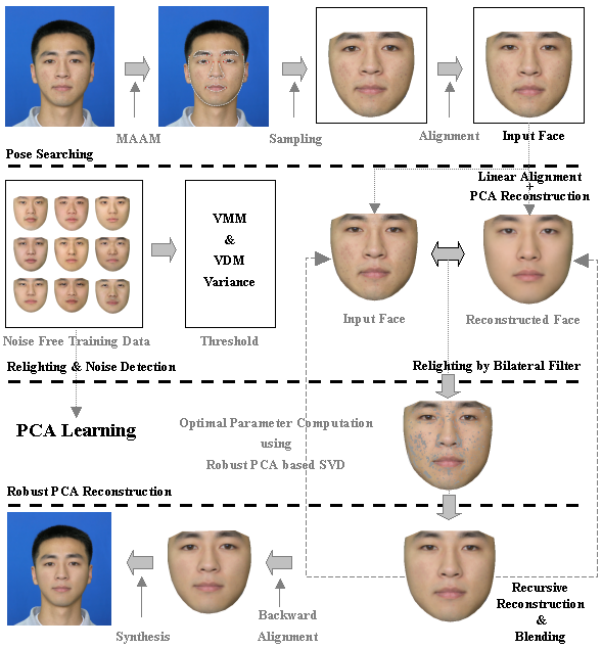


그림 5. 전체 시스템 흐름도

## Ⅶ. 실험 결과 및 결론

잡음이 없는 칼라 영상에 여드름. 기미, 점, 피부 트러블들을 추가하여 제안된 방법에 의해 제거되는 실험을 수행한다. 제안된 방법은 입력 영상의 정보를 최대한 유지하면서 잡음 영역에 대해 반복적으로 복원을 수행하기 때문에 입력 영상과 유사한 결과를 얻을 수 있다. 그림 6을 통해 반복횟수에 따른 실험 결과를 볼 수 있으며 반복횟수에 증가함에 따라 영상이 약간 흐려지는 현상을 볼 수 있다.

향후 과제로는 재조명과 잡음 제거시 부분적으로 발생하는 색상의 불연속성(Color Discontinuity)을 완화하는 방법과 입력 영상의 잡음을 제외한 세부정보를 추출 보완하는 방법을 도입함으로써 좀 더 좋은 결과를 얻을 수 있으리라 기대한다.

그림 6. 반복적인 잡음 제거 실험 결과

## 참고문헌

[1] O. Ben-Shahar and S. W. Zucker, "Hue fields and Color Curvatures: A Perceptual Organization Approach to Color Image Denosing", IEEE CVPR 2003

[2] E. Eisemann and F. Durand, "Flash Photography Enhancement via Intrinsic Relighting", ACM SIGGRAPH 2004

[3] G. Petschnigg, M. Agrawala, H. Hoppe, R. Szeliski, M. Cohen and K. Toyama, "Digital Photography with Flash and No-Flash Image Pairs", ACM SIGGRAPH 2004

[4] V. Blanz, A. Mehl, T. Vetter and H. P. Seidel, "A Statistical Method for Robust 3D Surface Reconstruction from Sparse Data", IEEE 3DPVT'04