

## ASMs을 이용한 특징점 추출에 기반한 3D 얼굴데이터의 정렬 및 정규화 : 정렬 과정에 대한 정량적 분석

신동원\*, 박상준\*\*, 고재필\*\*\*

### 3D Face Alignment and Normalization Based on Feature Detection Using Active Shape Models : Quantitative Analysis on Aligning Process

Dongwon Shin\*, Sangjun Park\*\* and Jaepil Ko\*\*\*

#### ABSTRACT

The alignment of facial images is crucial for 2D face recognition. This is the same to facial meshes for 3D face recognition. Most of the 3D face recognition methods refer to 3D alignment but do not describe their approaches in details. In this paper, we focus on describing an automatic 3D alignment in viewpoint of quantitative analysis. This paper presents a framework of 3D face alignment and normalization based on feature points obtained by Active Shape Models (ASMs). The positions of eyes and mouth can give possibility of aligning the 3D face exactly in three-dimension space. The rotational transform on each axis is defined with respect to the reference position. In aligning process, the rotational transform converts an input 3D faces with large pose variations to the reference frontal view. The part of face is cropped from the aligned face using the sphere region centered at the nose tip of 3D face. The cropped face is shifted and brought into the frame with specified size for normalizing. Subsequently, the interpolation is carried to the face for sampling at equal interval and filling holes. The color interpolation is also carried at the same interval. The outputs are normalized 2D and 3D face which can be used for face recognition. Finally, we carry two sets of experiments to measure aligning errors and evaluate the performance of suggested process.

**Key words :** 3D face, ASMs, Alignment, Pose Variation, Rotational Transform, Normalization, Interpolation

## 1. 서 론

얼굴인식은 거부감이 적고 사회적으로 쉽게 받아들여질 수 있다는 특징 때문에, Biometrics 분야에서 점점 그 비중이 증가되고 있다. 이에 따라 국내외적으로 다양한 방법론들이 개발되고 있으며<sup>1)</sup>, 현재 실내의 일정한 조명 환경 및 정면얼굴 등 몇 가지 제한적인 상황에서 상당히 좋은 인식성능을 보이고 있다. 특히, 2D 얼굴인식을 통해 축적된 다양한 알고리즘들과 3D 얼굴인식을 통해 2D영상의 한계를 극복할 수 있는 가능성이 대두됨에 따라 수많은 연구에서 100%에 가까

운 연구 결과들이 보고되었다. 하지만, 2002년부터 대규모 얼굴인식 데이터베이스가 구축되면서 알고리즘 간의 성능이 정량적으로 비교되었고 인식성능이 95% 이하로 저하되는 경우도 발생했으며, 특정 알고리즘의 경우 50% 정도의 인식률을 기록하기도 했다<sup>2)</sup>. 특히 포즈 및 조명의 변화에 따른 성능 저하를 극복하기 위한 여러 알고리즘이 개발되었지만, 조명, 얼굴의 포즈, 표정 등의 변화까지 포함하는 연구에서는 아직 만족할 만한 성과를 거두지 못하고 있다.

이에 따라, 포즈 및 조명 변화에 강인한 얼굴인식 알고리즘을 개발 하고자 하는 여러 연구들이 진행되고 있는데, 그 중 포즈 변화에 대한 연구가 주로 이루어지고 있다. 이러한 알고리즘 중 하나로 Expansion method<sup>3)</sup>가 있다. 이 방법은 가능한 변화를 모두 포함하는 매우 많은 학습데이터를 구비하여 시스템을 구성함으로써 가능한 모든 Variation에 대해서 결론을 도

\*금오공과대학교 기계공학부

\*\*금오공과대학교 자동차공학과

\*\*\*금오공과대학교 컴퓨터공학과

- 논문투고일: 2008. 07. 24

- 논문수정일: 2008. 09. 10

- 심사완료일: 2008. 09. 11

출한다. Morphable model method<sup>15,6)</sup>는 학습데이터들로부터 생성된 3D 얼굴 데이터와 입력된 2D 영상으로부터 재 구성된 3D 얼굴데이터를 비교 함으로써 결론을 도출한다. 하지만 이러한 알고리즘들은 2D 영상의 특징을 극복하지 못하는 한계가 있다.

최근 3차원 얼굴 데이터가 포즈 및 조명 변화에 독립적이라는 점에 착안해서 3차원 스캐너 및 스테레오 카메라를 이용한 3차원 얼굴인식에 관심이 고조되고 있다. Boehnen은 얼굴에서의 질러 모델 및 눈과 입의 일반적인 형태를 이용하여 추출된 얼굴 특징점들을 통해 얼굴을 분할하는 방식<sup>7)</sup>을 사용하였고, Colombo는 곡률 해석을 바탕으로 양쪽 눈의 안쪽 코너 및 Nose Tip을 추출한 후 눈과 코를 포함하는 부분 영역을 정규화한 데이터를 얼굴인식에 적용<sup>8)</sup>하였다. Lu는 Shape Index Response와 Corner Response를 이용하여 얼굴의 특징점을 추출<sup>9)</sup>하고, 통계학적 모델을 이용하여 특징점 추출을 위한 영역을 제한 하였다. Main은 2D 얼굴 데이터를 Hotelling Transform하여 3D얼굴 데이터를 정렬 하고 정규화 하였으며 Shape Face Representation을 이용하여 얼굴인식을 수행하였다<sup>10)</sup>.

해외에서의 연구뿐만 아니라 국내에서도 대칭 프로파일상의 특징점을 추출하여 오류보상 특이치 분해(Error Compensated SVD)를 통해 3차원 포즈를 추정하고 보정<sup>11)</sup>하는 알고리즘을 포함하여 여러 방법론들이 개발되었다. 하지만, 위의 연구들은 정렬과정에 대한 정량적 분석을 포함하지 않으며, 상당한 양의 포즈 변화에는 신뢰할 수 없는 성능을 보인다. 이에 본 연구에서는 정렬 과정에 대한 정량적인 분석 및 매우 큰 포즈 변화에도 강력한 성능을 보이는 향상된 3D 얼굴 데이터 정렬에 대한 Framework를 제안한다.

이러한 포즈에 강한 알고리즘은 주로 어떠한 방법으로 현재 포즈를 확인하고 정렬하기 위한 특징점들 찾아내는가 하는 데에 가장 큰 차이점이 있다. 본 연구에서는 얼굴 정렬을 위한 특징점을 추출하는데 있어, Active Shape Models(ASMs) 알고리즘<sup>12)</sup>을 적용하며, ASMs를 통해 추출된 특징점들에 기반해서 3차원 얼굴 데이터를 정렬 및 정규화하기 위한 방법을 제안한다. 이러한 특징점을 이용함으로써 얼굴데이터의 회전변환을 위한 회전량을 정확히 구할 수 있다. 이러한 정렬방법은 매우 큰 포즈 변화에 대해서도 신뢰할 수 있는 성능을 보장한다. 특히 기존의 연구들에 주로 사용된 개별 특징점의 기하학적인 위치 또는 형태에 기반한 특징 추출 방법은 해당 특징점이 가려지거나 변형되는 경우 찾을 수 없다는 단점이 있었지만,

ASM을 통해 특징점을 추출하는 방법은 마스크 등으로 인해 얼굴의 주요 특징점인 입이 가려지더라도 학습된 모델에 따라 상당히 신뢰할 만한 입의 위치 및 형태를 추출 할 수 있도록 하는 장점이 있어 실제 얼굴 인식 시스템에 더 적합하다고 할 수 있다<sup>12)</sup>.

정렬된 얼굴은 3D 공간에서 Nose Tip을 중심으로 구형 영역 내부의 데이터만 샘플링 된다. 정규화 과정에서 보간을 이용하여 데이터를 등 간격으로 조정하고 데이터에 있는 Hole을 메우는 과정이 진행된다. 이때 점의 색깔 또한 보간을 통해 구하고, 최종적으로 인식에 사용될 정규화된 3D 및 2D 데이터를 얻게 된다. 마지막으로 본 연구에서는 2가지 데이터 군에 대해서 제안된 방법의 성능을 검증하기 위한 실험을 하였다.

## 2. ASMs을 이용한 특징점 추출

### 2.1 얼굴에 대한 Shape Model

본 연구에서는 Minolta Vivid910 3D스캐너를 이용하여 640×480영역 내에 있는 3D 얼굴의 점 좌표 및 RGB색깔을 획득 하였다. 3D Mesh를 구성하는  $n$ 개의 점들을  $\mathbf{x}=(x_1, y_1, z_1, \dots, x_n, y_n, z_n)^T$ 라 하고, 점 $(x_n, y_n)$ 의 밝기를  $f(\mathbf{x})$ 로 정의하면, 전체 데이터의 밝기값  $\mathbf{f}(\mathbf{x})=(f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n))^T$ 가 된다. Intensity 영상에서 두 눈의 중심점과 입의 위치를 찾기 위해서, 얼굴인식 분야에서 널리 알려진 Active Shape Models (ASMs)<sup>12)</sup> 알고리즘을 적용하였다.



Fig. 1. 포즈변화 및 62개의 점으로 정의된 Shape.

$d$ 개의 점으로 이루어진 Shape  $\mathbf{s}=(x_1, y_1, \dots, x_d, y_d)^T$ 을 정의하고 주성분분석법(PCA)을 이용하여 Shape의 Variation을 모델링 함으로써 Shape( $\mathbf{s}$ )이 단지 몇 개의 Shape Parameter로 표현될 수 있도록 하였다. Shape Parameter,  $\mathbf{b}$ 를 변화시킴으로써 상기 모델로부터 새로운 Shape을 합성할 수 있으며, 입력된 영상에서 반복적으로 새로운 Shape을 합성하면서 영상에서 가장 잘 Fitting되는 Shape을 찾는 과정을 ASM Searching이라고 한다. 본 논문에서는 두 눈의 위치 및 입의 위치

를 찾기 위해 ASM을 사용하였다. 얼굴의 Shape을 모델링 하기 위해서 10명으로부터 서로 다른 5가지 포즈를 가지는 총 50장의 영상을 획득 하였으며, Fig. 1에서 보는 바와 같이 62개의 점(Landmark)으로 구성 되는 Shape을 정의하였다.

**2.2 얼굴 Shape의 Variation 모델링 및 ASM-Search**

각각  $d$ 개의 Landmark로 이루어진  $m$ 개의 Shape에 대해서  $D=[s_1, \dots, s_m]$  ( $D \in \mathbb{R}^{d \times m}$ )라고 하고, 각각의 Shape은 평균이 0인 상태로 한다. 이러한  $D$ 의 주성분 중  $k$ 개의 주성분을  $V=[v_1, \dots, v_k] \in \mathbb{R}^{d \times k}$ 라고 정의하면, 합성된 Shape( $\hat{s}$ )는 아래의 식(1)에서와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \hat{s} &\approx Vb \\ b &= V^T s \end{aligned} \tag{1}$$

Fig. 2에 Shape모델에서 Shape Parameter의 변화에 따라 새로이 합성된 Shape을 도시하였다. 여기서  $k$ 번째 Shape Parameter( $b_i$ )의 변화에 대한 적절한 한계 값은  $-\sqrt{3}\lambda_i < b_i < \sqrt{3}\lambda_i$  이다. 이는 대부분의 변화가 평균을 중심으로 표준편차의 3배 영역 내부에 존재기 때문이다. 여기서  $\lambda_i$ 는 고유벡터  $v_i$ 에 해당하는 고유값을 의미한다.

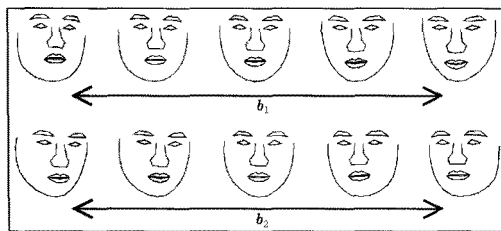


Fig. 2. 다양한 Shape Parameter에 따른 Shape 변화.

주어진 영상에 Shape을 Fitting시키기 위해서 모델의 초기 위치를 지정하고, Fitting에러의 제곱값을 더한 값이 최소가 되도록 반복적으로 Searching 한다.

$$\|S - T_{X_i, Y_i, s, \theta}(Vb)\|^2 \tag{2}$$

여기서  $S$ 는 주어진 영상의 Shape 매터이며  $T$ 는 평행이동( $X_i, Y_i$ ), 크기변화( $s$ ) 및 회전변환( $\theta$ )을 포함하는 Similarity 변환이다. ASM Searching의 목표는 식(2)에서 표현된 값을 최소화 하는 Similarity 변환 및 그에 따른 Shape Parameter( $b$ )를 구하는 것이다. Fig. 3에 ASM Searching 결과를 도시하였다.

Fitting이 완료된 Shape에서 눈 및 입을 구성하는 Landmark들의 평균 위치를 이용하여 간단하게 양쪽

눈과 입의 중심 위치를 구할 수 있다. Fitting 결과는 Shape의 최초 위치에 상당히 민감하게 반응하므로 본 연구에서는 Shape의 최초 위치를 자동으로 확정하기 위해서 입력영상에서 얼굴 위치를 검출하는 과정을 추가하였다. 먼저 3D데이터의 특징을 이용하여  $Z_i$ 가 0인 점에 해당하는  $f(x_i, y_i)$ 를 0으로 설정함으로써 배경과 전경을 분류하고, Fig. 4에서와 같이 전경 부분에서 수평 및 수직 방향으로 Projection시키는 방법<sup>[14]</sup>을 이용하여 얼굴 영역의 폭을 추출하였다. 또한 얼굴의 높이는 폭의 1.2배로 설정하였다.



Fig. 3. 최초 모델의 위치 및 Fitting결과.

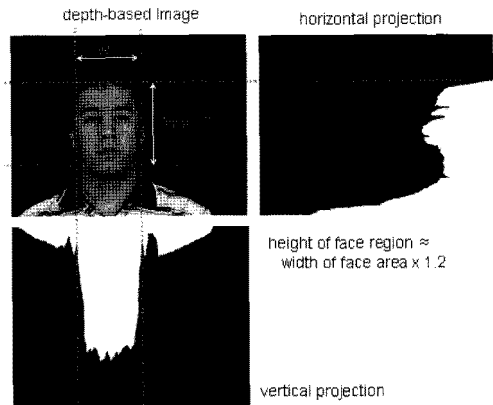


Fig. 4. Projection방법을 이용한 얼굴 영역의 추출.

**3. 3D회전변환을 이용한 얼굴정렬**

Fig. 5에서 도시하는 바와 같이 ASM을 이용하여 양쪽 눈과 입의 중심점을 추출 하였다. 여기서 P1과 P2는 왼쪽 및 오른쪽 눈의 중심점, P3는 입의 중심점, M은 P1과 P2의 중심점을 나타낸다. 각 점에 대응되는 3D점들과 회전변환을 이용하면 입력된 3D 얼굴 데이터를 정면 방향이 되도록 정렬 할 수 있다.



Fig. 5. 얼굴에서 추출된 특징점.

Fig. 6에서 보는 바와 같이 점 P1 및 P2 주위의 3D데이터들 가운데 특정 점들은 색깔 및 빛의 난반사 등으로 인해 획득되지 못하고 비어 있는 경우가 있다. 그러므로 Fig. 5에서 도시한 바와 같이 사각 영역에서 점들의 평균 위치를 구하여 3D데이터의 대응되는 점 위치를 구한다. 본 연구에서는 입에 해당하는 3D점은 추출된 위치를 그대로 사용하였는데, 이는 실험에 사용된 데이터들이 포즈의 변화만 고려하여 모두 입을 다물고 있는 형태로서 해당 위치에 획득되지 않는 점이 없기 때문이다. 만약 입이 열려있는 데이터를 사용하였거나 해당 위치에 3D좌표가 획득되지 않는 부분이 있다면 눈에 대해 적용한 것과 유사한 절차를 통해 대응되는 3D점을 찾게 된다.



Fig. 6. 눈의 위치에서 획득되지 못한 3D 데이터.

얼굴데이터를 정면을 향하도록 회전변환 시키는 3 가지 회전각도는 다음과 같은 과정으로 구할 수 있다.

- (1) 먼저  $Q=P2-P1$ 이라고 할 때, Z축을 중심으로 한 회전각도  $\theta_z = \text{atan2}(Q_y, Q_x)$ 를 구한다. P3을 중심으로 Z방향의 회전변환 행렬을 이용하여  $\theta_z$ 만큼 회전시킨다.
- (2) 단계(1)에 의해 회전 변환된 데이터들을 이용하여 Y축을 중심으로 하는 회전 각도  $\theta_y$ 를 구한다.  $Q=P2-P1$ 이라고 할 때,  $\theta_y = \text{atan2}(Q_z, Q_x)$ 가 된다. P3을 중심으로 Y방향으로  $\theta_y$ 만큼 회전시킨다.
- (3) 마지막으로 단계(2)를 통해 회전 변환된 데이터 들을 이용하여 X축을 중심으로 하는 회전각도  $\theta_x$ 를 구하고 회전변환 시킨다.  $M=(P1+P2)/2$ 라고 하고,  $Q=M-P3$ 라고 하면,  $\theta_x = \text{atan2}(Q_z, Q_y)$ 가 된다.

Fig. 7은 앞의 과정을 통해 구해진 각 축 방향의 회전각도 및 회전변환 과정을 보여준다. 위의 과정에서

구한 회전량  $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ 를 정렬 각도라고 하고, 해당 회전량과 반대의 각도로 회전변환 시킨다. 최종적으로 P1, P2, P3점들은 X-Y평면에 놓이게 되고, 이러한 상태를 중립위치(Neutral Position)라고 부른다. 위의 정렬과정에서 회전변환을 적용하는 순서가 매우 중요하며, 정렬순서에 따라 상당히 다른 결과를 얻게 된다.

P1, P2, P3가 모두 같은 평면에 놓이게 되면, 이마와 P3를 잇는 벡터가 Y축과 일치 하지 못하고 약간 앞쪽으로 숙여진 형상을 하게 된다. 이에 따라 이마와 P3를 잇는 벡터가 Y축과 유사하게 될 수 있도록 X방향으로 회전하는 단계(3)에서 회전량  $\theta_x$ 에 7°만큼 추가적으로 회전시킨다. 여러 상태의 데이터를 통해 실험한 결과 가장 적합한 추가회전량으로 7°를 선정하였다. 최종적으로 회전변환된 위치를 기준위치(Reference Position)라 정의 한다. 최종적으로 모든 3D 얼굴 데이터는 위의 과정을 통해 기준위치로 회전변환 될 수 있다. 이때 스캐너를 통해 획득된 모든 3D데이터가 회전변환에 적용될 필요는 없고, 최소 얼굴 위치로 선정된 영역에서 조금 확장된 영역 내의 점들만 회전변환 시키면 된다.

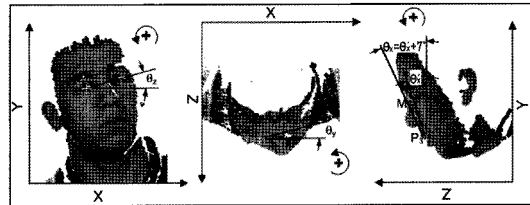


Fig. 7. 각 축 방향으로의 회전각도.

Fig. 8은 왼쪽으로 회전된 얼굴, 오른쪽으로 회전된 얼굴, 아래쪽으로 회전된 얼굴 데이터에 대하여 위의 정렬 알고리즘을 적용한 결과를 보여준다. 각각의 그림은 각 축 방향과 해당 방향으로의 회전각도를 보여 준다. 본 논문에서는 수평방향으로 -26.0°~28.9°, 수직 방향으로 -28.8°~20.4°만큼 회전된 영상 50개에 대하여 실험 하였으며, 모든 경우에서 적합한 결과를 얻을 수 있었다. 특히 본 논문에서 제안한 정렬 과정은 큰 초기 회전 값을 가지는 데이터에 대하여도 적용 가능하다.

### 4. 3D얼굴데이터의 정규화

위에서 언급한 바와 같이 3개의 특징점들을 이용하여 정렬된 3D 얼굴 데이터에는 여전히 머리카락, 귀, 목, 옷 등의 얼굴이 아닌 데이터들이 포함되어 있다.

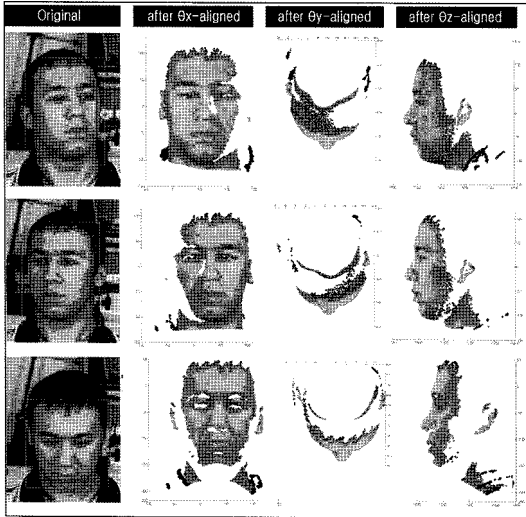


Fig. 8. 사가의 회전 방향으로의 회전결과.

그러므로 정렬된 얼굴데이터에서 이러한 부분을 잘라내는 작업(Cropping)이 필요하다. Fig. 9에서 보는 바와 같이 Nose Tip<sup>20)</sup>을 중심으로 반지름이 90 mm인 구형 영역을 구하고, 영역 내부의 점만 취함으로써 얼굴과 얼굴이 아닌 부분을 분리하였다.

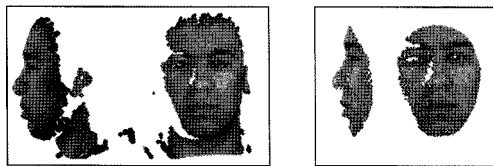


Fig. 9. 정렬된 얼굴과 Crop된 얼굴.

Cropping작업이 완료된 얼굴 데이터에 Smooth 필터링 같은 노이즈 감쇄 필터를 적용시킨다. 그리고 나서 정규화를 위해 가로 150, 세로 200, 높이 70의 격자 공간으로 가져온다. 실제 얼굴 데이터는 X 및 Y축 방향으로 약 0.8 mm의 점간 간격을 가지는데, 정규화를 위한 격자공간은 1 mm간격의 점들로 구성되어 있다. 그러므로 보간을 통해 격자공간에 맞는 가로 151개, 세로 201개의 점들을 구해야 한다. 또한 획득된 3D 얼굴 데이터는 물체의 색깔, 빛의 반사 또는 투과 그리고 가려짐 등으로 인해 스캔 되지 못한 부분들이 구멍처럼 존재한다. 그러므로 격자공간에 해당하는 점의 위치를 찾는 과정과 함께 구멍을 메우는 작업이 필요하게 된다. 본 연구에서는 선형보간 및 Cubic 보간법을 이용하여 얼굴데이터에 있는 구멍들을 메워 가면서 각 격자점에 해당하는 위치정보를 획득하였다.

50개의 얼굴 데이터에 대해서 위에서 언급한 정규화 과정을 적용하였으며, 좋은 결과를 얻을 수 있었다. Fig. 10에서는 같은 사람의 얼굴에 대해서 정규화한 결과를 3D 및 2D 영상으로 보여주고 있다. 왼쪽으로 회전된 얼굴데이터와 오른쪽으로 회전된 얼굴데이터의 3D 및 2D 정규화 결과가 거의 같음을 확인할 수 있다. 아래쪽으로 회전된 얼굴데이터의 경우 3D 정규화 결과는 이전의 것과 거의 같으나, 2D 정규화에서는 보간에 사용된 점들의 간격이 커짐으로 인해 보간 되는 점이 늘어나므로 조금 흐릿한 색깔 분포를 확인할 수 있다. 위쪽 방향으로 회전된 얼굴 데이터에서도 3D 정규화 결과는 이전과 동일하지만, 2D 정규화 결과에서는 특히 눈의 형상이 조금 외곽 된다. 이는 아래쪽 방향의 스캔 데이터에서 눈이 살짝 떠져 있는 듯한 모습과 눈썹에 의한 영향으로 보여진다.

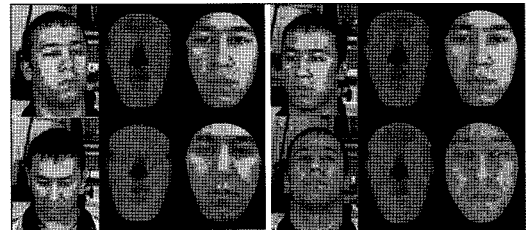


Fig. 10. 정규화된 3D 및 2D 얼굴데이터.

### 5. 실험결과

논문에서 제안된 정렬 알고리즘을 검증하기 위해서 두 가지 실험데이터 균을 이용했다. 먼저 Leave-one-out방법을 이용하여 50개의 실험세트를 구성하였다. Leave-one-out방법은 50개의 실험데이터 중 하나의 영상을 선택하고 나머지 49개의 데이터를 이용하여 ASM을 적용하기 위한 학습데이터로 사용하였다. 50번의 실험에서 매번 대상 데이터를 달리하면서 나머지 데이터들을 이용하여 ASM 시스템을 학습 시켰다.

두 번째 실험에서는 50개의 데이터를 모두 ASM 모델을 학습시키는데 사용하고, 학습데이터에 포함되지 않은 5명의 새로운 사람들로부터 밝기 및 카메라 각도, 획득데이터의 거리 등을 달리 하면서 총 25개의 데이터를 추가적으로 획득하여 정규화 과정을 수행하였다.

첫 번째 실험의 결과로, 위쪽, 아래쪽, 오른쪽으로 회전된 데이터에 대한 3D 및 2D 정규화 결과를 보여주고 있다. 정렬 결과를 확인하기 위해서는 정규화된 결과에서 눈의 가운데 점과 입의 위치를 가능한 한 정

확하게 추출 하여야 한다. 얼굴에서 눈 및 입의 위치를 찾아내는 AMS 등의 여러가지 해석적인 알고리즘이 적용 될 수 있지만, 알고리즘이 가진 내부적인 부정확성 및 얼굴 형상의 다양성에 의해 직접적인 적용이 어렵다. 그러므로 본 연구에서는 수동으로 해당 특징점들을 선택하고 에러를 측정했다. 2D 얼굴영상에서 두 눈의 가운데 점들과 입의 가운데 점을 수동으로 추출하고, 3D 데이터에서의 세 점은 2D 영상에서 획득한 점들에 대응되는 점들을 구하여 정렬 과정에서 사용한 방법을 이용하여 정렬 오차를 계산하였다. Table 1은 첫번째 실험에서 확인한 정렬 오차를 보여준다. 오른쪽으로 회전된 얼굴 데이터에서 Y축에 대해 측정된 평균 및 최대 정렬각도는 16.2°와 -26.0°이다. 왼쪽으로 회전된 얼굴 데이터에서 Y축에 대해 측정된 평균 및 최대 정렬각도는 20.9° 및 28.9°이다.

그리고 위쪽으로 향한 얼굴 데이터에서 X축에 대해 측정된 평균 및 최대 정렬 각도는 17.9° 및 -28.8°이다. 마지막으로 아래쪽으로 회전된 얼굴 영상에서 X축에 대해 측정된 평균 및 최대 정렬각도는 12.7° 및 20.4°이다. 전체 얼굴에 대해서 측정된 정렬 오차에 대한 RMS (Root Mean Square)는 X축 방향으로 1.9°이고, Y축 방향으로 0.6° 그리고 Z축 방향으로 1.3°이다. 여기서 X축에 대한 정렬오차가 특히 큰 이유는 수직방향(위쪽 및 아래쪽)으로 회전된 얼굴데이터에서 ASM-Searching결과 중 특히 눈의 위치가 정확하지 못한 경우가 많았기 때문이다. 반면에 Y축에 대한 정렬오차가 상당히 작은 것에 기인하여 제안된 방법이 수평방향(오른쪽 및 왼쪽)으로 회전된 얼굴데이터에 대해서 상당히 강력한 성능을 보임을 알 수 있다.

Fig. 12는 두번째 실험에서의 정규화 결과를 보여준

Table 1. [실험 1]에서의 정렬 각도 및 정렬 오차

			Front	Right	Left	Up	Down	Total
Aligning angle	θx	Mean	-5.1	-2.1	-5.0	-17.9	12.7	-3.5
		Max	-13.4	-7.6	-10.5	-28.8	20.4	-28.8
	θy	Mean	0.3	-16.2	20.9	0.2	0.8	1.2
		Max	3.1	-26.0	28.9	-4.3	4.9	28.9
	θz	Mean	-2.1	-3.1	-2.3	-2.1	-2.4	-2.4
		Max	-5.1	-6.7	-9.7	-4.1	-8.3	-9.7
Aligning error	θex	RMS	1.6	2.1	1.6	1.3	2.4	1.9
		Max	3.1	4.4	3.5	2.6	3.7	4.4
	θey	RMS	0.6	0.8	0.6	0.5	0.6	0.6
		Max	1.4	-1.4	1.6	1.3	-1.7	-1.7
	θez	RMS	1.1	1.3	1.2	1.5	1.4	1.3
		Max	1.9	2.6	2.6	-3.5	3.4	-3.5

Table 2. [실험 2]에서의 정렬 각도 및 정렬 오차

			Front	Right	Left	Up	Down	Total
Aligning angle	θx	Mean	-5.2	-5.3	-3.5	-18.5	13.0	-3.9
		Max	-16.8	-12.0	-11.0	-20.1	17.0	-20.1
	θy	Mean	-2.2	-25.5	22.4	-1.3	-3.7	-2.0
		Max	-4.4	-29.3	29.2	-4.5	-7.4	-29.3
	θz	Mean	-0.4	-2.3	0.5	-0.3	0.4	0.4
		Max	3.1	-6.1	5.4	-3.9	2.3	-6.1
Aligning error	θex	RMS	1.9	2.7	1.8	1.1	2.5	2.1
		Max	2.3	4.3	2.8	1.5	3.6	4.3
	θey	RMS	1.0	1.1	0.9	0.8	0.6	0.9
		Max	-2.0	-1.7	-1.6	-1.6	1.0	-2.0
	θez	RMS	2.0	1.8	3.6	2.0	1.4	2.3
		Max	2.6	2.6	5.9	4.1	-2.5	5.9

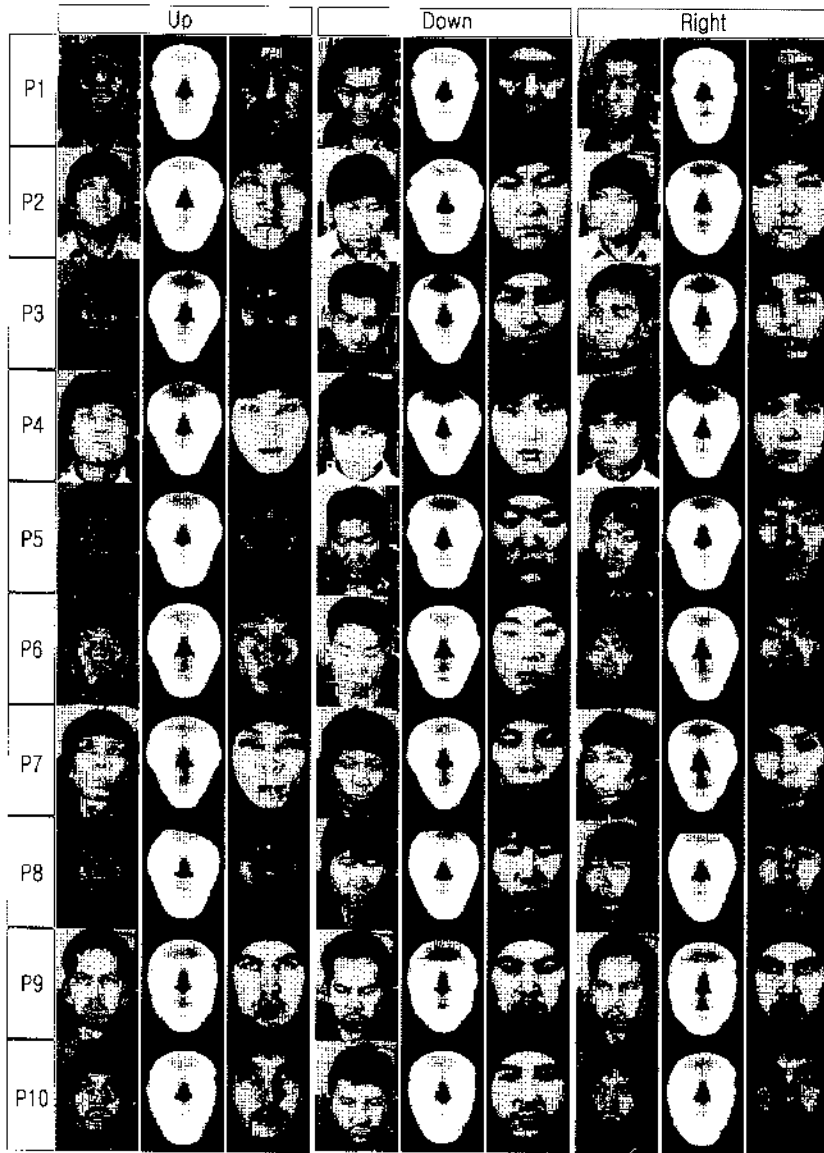


Fig. 11. 정규화 결과 [실험1].

나. 기존의 얼굴데이터 50개가 모두 ASM을 학습시키는데 사용되었으며, 기존의 데이터와 환경조건을 달리하여 새롭게 획득한 25개의 데이터를 사용하여 테스트하였다. Table 2는 두번째 실험에서 획득한 성렬 각도 및 정렬오차를 보여준다.

새로운 영상에 대한 정렬오차는 실험 1에서와 비교하여 조금 키졌지만, 학습되지 않은 얼굴 데이터에 대한 정렬 성능이라는 점을 고려하면 상당히 좋은 결과라 할 수 있다.

오른쪽으로 회전된 얼굴 데이터에서 Y축에 대해 측

정한 평균 및 최대 정렬각도는  $-25.5^\circ$ 와  $-29.3^\circ$ 이고, 왼쪽으로 회전된 얼굴 데이터에서 Y축에 대해 측정된 평균 및 최대 정렬각도는  $22.4^\circ$  및  $29.2^\circ$ 이다. 그리고 위쪽으로 향한 얼굴 데이터에서 X축에 대해 측정된 평균 및 최대 정렬 각도는  $-18.5^\circ$  및  $-20.1^\circ$ 이며, 마지막으로 아래쪽으로 회전된 얼굴 영상에서 X축에 대해 측정된 평균 및 최대 정렬각도는  $13.7^\circ$  및  $17.0^\circ$ 이다. 전체 얼굴에 대해서 측정된 정렬 오차에 대한 RMS는 X축 방향으로  $2.1^\circ$ 이고, Y축 방향으로  $0.9^\circ$  그리고 Z축 방향으로  $2.3^\circ$ 이다. X 및 Y축에 대해서  $0.2^\circ$ , Z축

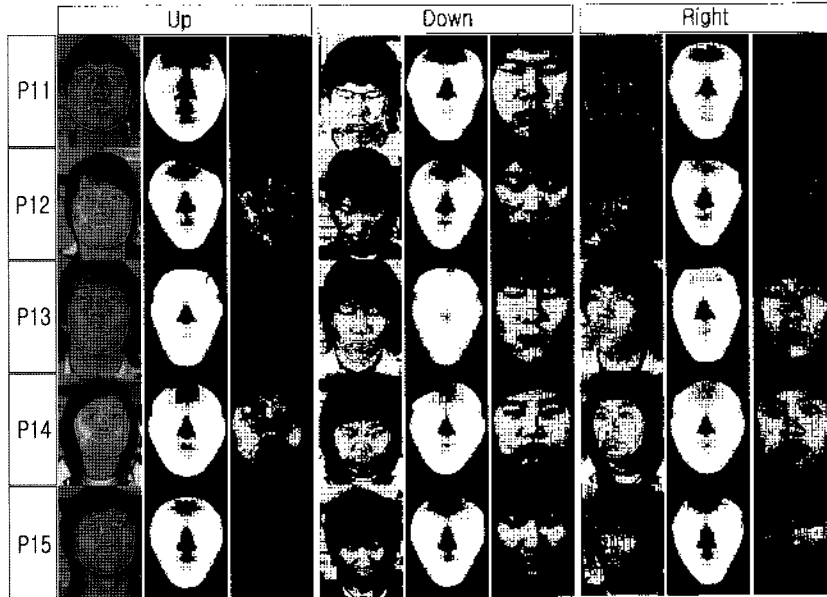


Fig. 12. 정규화 결과 [실험2].

에 대해서  $1.0^\circ$ 의 정렬오차 증가가 있다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 Active Shape Models 알고리즘에 기반한 특징점 추출과 3D얼굴 데이터의 정규화 과정에 대한 Framework를 제안하였다. 또한 매우 큰 포즈 변화범위 내에서 상당히 정확하게 얼굴의 특징점들을 추출해 내었으며, 정렬을 위해 기준 위치로의 회전변환을 정의 하였다. 수직방향으로  $-26.0^\circ \sim -28.9^\circ$ , 수평방향으로  $-28.8^\circ \sim -20.4^\circ$ 의 초기 회전각을 가지는 3D얼굴 데이터에서 정확한 회전각도를 구하여 기준평면으로 정렬하였다. 그 후 Cropping 및 정규화 과정을 통해 얼굴인식에 이용할 수 있는 정규화된 3D 및 2D얼굴 데이터를 생성하였다.

제안된 방법의 성능을 검증하기 위해 두 가지 실험이 수행되었다. 첫 번째 실험에서는 Leave-one-out방법을 사용하여 제안된 방법이 좋은 성능을 보임을 증명하였고, 두 번째 실험을 통해서 제안된 방법이 학습에 포함되지 않은 새로운 얼굴데이터에 대해서도 뛰어난 성능을 보임을 증명하였다.

본 논문에서 제안된 방법은 차후 Kernel-PCA 또는 View-based 방법 등의 비선형 모델에도 확장되어 적용될 수 있으며, Adopting extrapolation 또는 Mirroring 등의 기법을 적용하여 성능을 향상시킬 수도 있다.

## 감사의 글

이 논문은 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임(R05-2004-000-12208-0).

## 참고문헌

1. Bowyer, K.W., Chang, Flynn, P.J., "A survey of 3D and multi-modal 3d+2d face recognition," *Proceedings of International Conference Pattern Recognition*, pp.358-361 (2004).
2. 손광훈, 산형철, 양옥일, "3차원 얼굴인식 기술 현황 및 전망" *전자공학회지*, 제33권, 제1호, pp.46-55, 2006.
3. B. Gokberk, A. A. Salah, and L. Akarun, "Rank-based decision fusion for 3D shape-based face recognition," *LNC3 3546: International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA2005)*, pp.1019-1028, July, 2005.
4. A. Pentland, B. Moghaddam, T. Starner, O. Oliyide, and M. Turk, "View-Based and Modular Eigenspaces for Face Recognition," *Technical Report 245*, MIT Media Lab (1993).
5. Hu, Y., Jiang, D., Yan, S., Zhang, L., Zhang, H., Automatic 3D reconstruction for Face Recognition *Proceedings of the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp.843-850, 2000.
6. H. Guo, J. Jiang, L. Zhang, Building a 3D Morphable



- Face Model by Using Thin Plate Splines for Face Reconstruction, LNCS 3338, 258-267, 2004.
7. C. Boehnen and T. Russ, A fast multi-modal approach to facial feature detection, In Proc. 7th IEEE WACV, Breckenridge, CO, Jan. 135-142, 2005.
  8. A. Colombo, C. Cusano, R. Schettini, Tri-dimensional face detection and localization Proc. Internet imaging VI, Vol. SPIE 5670 (S. Santini, R. Schettini, T. Gevers eds, 68-75, 2005).
  9. X. Lu and A. K. Jain, Multimodal facial feature extraction for automatic 3D face recognition, Technical Report MSU-CSE-05-22, Department of Computer Science, Michigan State University, East Lansing, Michigan, August (2005).
  10. A. Mian, M. Bennamoun and R. Owens, Automatic 3D Face Detection, Normalization and Recognition, 3DPVT, 2006.
  11. 송환중, 양육일, 이용욱, 손광훈, "포즈 변화에 강인한 3차원 얼굴인식," *대한전자공학회 하계종합학술대회*, 제26권, 제1호 pp.2000-2003, 2003.
  12. T. Cootes, D. Cooper, C. Taylor and J. Graham, "Active Shape Models-Their Training and Application," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 61, No. 1, pp.38-59, 1995.
  13. M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of Human Faces," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 12, No. 1, pp.103-108, 1990.
  14. C. Kotropoulos and I. Pitas, Rule-Based Face Detection in Frontal Views, IEEE Int'l Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp.2537-2540, 1997.
  15. S. Romdhani, S. Gong and A. Psarrour, A Multi-View Nonlinear Active Shape Model using Kernel PCA, British Machine Vision Conf., pp.483-492, 1999.
  16. T. Cootes, K. Walker, and C. Taylor, "View-Based Active Appearance Models," *IEEE Int'l Conf. on A FGR*, 272-232, 2000.



**신 동 원**

1989년 서울대학교 기계설계학과 학사  
 1991년 서울대학교 기계설계학과 석사  
 1996년 서울대학교 기계설계학과 박사  
 1996년~1997년 삼성전자 연구원  
 1997년~현재 금오공대 기계공학부 교수  
 관심분야: 머신비전, 모션제어, 3차원 Metrology, 3차원얼굴인식



**박 상 준**

2006년 금오공대 기계공학부 학사  
 2008년 금오공대 자동차공학과 석사  
 관심분야: 머신비전, 모션제어, 3D 얼굴인식



**고 재 필**

1996년 연세대학교 전산학과 학사  
 1998년 연세대학교 컴퓨터과학과 석사  
 2004년 연세대학교 컴퓨터과학과 박사  
 2004년~현재 금오공대 컴퓨터공학과 조교수  
 관심분야: 객체인식, 패턴인식, 머신러닝