

논문 2011-48SP-1-14

# 얼굴 특징점 자동 추출 오류에 강인한 3차원 얼굴 복원 방법

## ( A 3D Face Reconstruction Method Robust to Errors of Automatic Facial Feature Point Extraction )

이연주\*, 이성주\*, 박강령\*\*, 김재희\*\*\*

(Youn Joo Lee, Sung Joo Lee, Kang Ryoung Park, and Jaihie Kim)

## 요약

최근에 널리 사용되고 있는 단일 영상 기반의 3차원 얼굴 복원 방법인 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델(3D morphable shape model)은 입력 영상으로부터 2차원 얼굴 특징점들을 정확하게 추출할 경우, 입력 얼굴과 유사한 3차원 얼굴 형상을 생성할 수 있다. 그러나 실시간 3차원 얼굴 복원 시스템과 같이 사용자의 협조가 불가능한 경우에는 자동으로 얼굴 특징점들을 추출해야 하기 때문에, 특징점 추출 오류가 발생하여 정확한 3차원 얼굴 형상을 생성하기 어려운 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서, 본 논문에서는 특징점 추출 시 오추출 특징점과 정추출 특징점을 자동으로 분류하고, 정추출 특징점들만을 이용하여 3차원 얼굴을 복원하는 방법을 제안하였다. 실험결과에서는 특징점 자동 추출 오류를 고려하지 않은 기존 방법과 비교한 결과, 제안방법의 3차원 얼굴 복원 성능이 크게 향상되었음을 확인하였다.

## Abstract

A widely used single image-based 3D face reconstruction method, 3D morphable shape model, reconstructs an accurate 3D facial shape when 2D facial feature points are correctly extracted from an input face image. However, in the case that a user's cooperation is not available such as a real-time 3D face reconstruction system, this method can be vulnerable to the errors of automatic facial feature point extraction. In order to solve this problem, we automatically classify extracted facial feature points into two groups, erroneous and correct ones, and then reconstruct a 3D facial shape by using only the correctly extracted facial feature points. The experimental results showed that the 3D reconstruction performance of the proposed method was remarkably improved compared to that of the previous method which does not consider the errors of automatic facial feature point extraction.

**Keywords :** 3D face reconstruction, 3D morphable shape model, facial feature point extraction errors

\* 학생회원, \*\*\* 평생회원-교신저자, 연세대학교 전기전자공학과, 생체인식 연구센터

(School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University, Biometrics Engineering Research Center)

\*\* 정회원, 동국대학교 전자전기공학부, 생체인식연구센터

(Division of Electronics and Electrical Engineering, Dongguk University, Biometrics Engineering Research Center)

※ 본 연구는 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지정 연세대학교 생체인식연구센터의 지원을 받아 이루어졌습니다

(R112002105070030(2010)).

접수일자: 2010년11월15일, 수정완료일: 2010년12월19일

## I. 서론

3차원 얼굴 모델링에 관한 연구는 3차원 얼굴 인식<sup>[1-2]</sup>, 3차원 게임 캐릭터의 생성<sup>[3]</sup>, 나이 변화에 강인한 얼굴인식<sup>[4]</sup>, 포즈 변화에 강인한 얼굴인식<sup>[5]</sup> 등과 같은 다양한 분야에 적용될 수 있어, 이에 대한 활발한 연구가 진행되고 있다. 이러한 3차원 얼굴 생성 기술은 크게 하드웨어 기반 방식과 소프트웨어 기반 방식으로 분류할 수 있으며, 하드웨어 기반의 방식은 스테레오 카메라, 구조광, 그리고 3차원 스캐너와 같은 특수한 하드

웨어 장치를 이용하여 3차원 얼굴을 생성한다<sup>[6]</sup>. 이러한 방식은 정확한 3차원 얼굴을 획득할 수 있다는 장점이 있으나, 사용되는 장비가 고가이기 때문에 어디서나 쉽게 사용할 수 없다는 단점이 있다. 따라서 단일 카메라로부터 획득한 영상들을 이용하여 3차원 얼굴을 생성하는 소프트웨어 기반 방식들이 활발히 연구되고 있으며, 그 중 변형 가능한 3차원 얼굴 모델(3D morphable model)<sup>[7]</sup> 방식이 가장 대표적이다. 이 방법은 3차원적인 얼굴의 텍스처(texture) 및 형상(shape)변화를 모델링하여 변형 가능한 얼굴 모델을 생성하고, 2차원 영상이 주어지면 이러한 모델을 변형시켜 입력 얼굴과 가장 유사한 3차원 얼굴을 생성한다. 이 방법은 한 장의 영상만으로도 자연스럽게 실감나는 3차원 얼굴을 생성할 수 있다는 장점은 있으나, 얼굴을 복원하는데 많은 연산량을 필요로 하여, 처리시간이 길다는 문제가 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해서 얼굴의 형상 정보만을 이용한 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델(3D morphable shape model) 방식이 제안되었다<sup>[8~9]</sup>. 이 방식은 얼굴의 형상 모델만을 이용함으로써 보다 쉽고 빠르게 3차원 얼굴을 생성할 수 있지만, 입력된 얼굴의 형상을 나타내는 얼굴 특징점들이 정확히 추출될 경우에만 정확한 3차원 얼굴 형상이 복원된다. 기존 방법들에서는 2차원 입력 영상에서 얼굴 특징점을 추출하기 위해 Active Appearance Model(AAM)<sup>[10]</sup>이나 Active Shape Model(ASM)<sup>[11]</sup>과 같은 얼굴 특징점 추출기들을 이용하여 자동으로 특징점을 획득한다. 하지만 이러한 특징점 추출기들은 조명, 포즈 및 표정 변화 등에 의해 얼굴 영상에 큰 변화가 발생할 때, 그 성능이 저하되는 문제점이 있다<sup>[10]</sup>.

따라서 본 논문에서는 AAM 알고리즘 기반의 얼굴 특징점 자동 추출 시 발생하는 특징점 추출 오류가 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델 방식의 3차원 얼굴 복원 성능에 미치는 영향을 최소화하는 방법을 제안한다. 제안방법은 얼굴 특징점 추출 오류를 검출하는 단계와 3차원 얼굴 형상을 복원하는 단계로 구성된다. 첫 번째 단계에서는 자동으로 추출된 얼굴 특징점들을 오류가 있는 특징점들과 정확히 추출된 특징점들로 분류한다. 이를 위해서, 오추출 특징점들과 정추출 특징점들을 중심으로 한 주변 텍스처 조각(texture patch)에 Local Gradient Orientation(LGO) 히스토그램<sup>[12]</sup>을 적용하여 각각의 텍스처 특징들을 추출하고, Support Vector Machine (SVM) 분류기<sup>[13]</sup>를 사용하여 특징점 오류를

검출한다. 두 번째 단계에서는 3차원 얼굴 복원 시 특징점 추출 오류의 영향을 최소화하기 위해, 오추출 특징점들은 배제하고 정추출 특징점들만을 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델 방식에 적용함으로써 3차원 얼굴 형상을 복원한다. 실험결과로부터 제안 방법의 3차원 복원 성능이 특징점 추출 오류를 고려하지 않은 기존의 방법에 비해 크게 향상되었음을 알 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델 방법을 설명하고, III장에서는 제안된 얼굴 특징점 추출 오류 분류 방법과 특징점 추출 오류에 강인한 3차원 얼굴 복원에 관해 설명한다. IV장에서는 실험결과를 보여주고, 마지막으로 V장에서는 결론을 맺는다.

## II. 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델

기존의 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델에서 3차원 얼굴 형상은  $n$ 개의 얼굴 특징점들로 구성된 형상벡터(shape vector)로 다음과 같이 표현된다<sup>[3, 8~9]</sup>.

$$\mathbf{S} = [x_1, y_1, z_1, x_2, \dots, y_n, z_n]^T \quad (1)$$

이 방법에서는 스캔된 3차원 얼굴로 구성된 학습 데이터에서 식(1)과 같이 형상벡터들을 획득하고, 이들에 Principle Component Analysis(PCA)를 적용하여 다음의 식(2)와 같이 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델을 생성한다.

$$\hat{\mathbf{S}} = \mathbf{A}_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i \mathbf{A}_i \quad (2)$$

여기서  $\mathbf{A}_0$ 는 평균 형상벡터이고,  $\mathbf{A}_i$ 는 형상변화(shape variations)를 나타내는 벡터들이다. 그리고  $\alpha_i$ 는 형상 모델 매개변수로 이 값을 변화시키면 임의의 3차원 얼굴 형상  $\hat{\mathbf{S}}$ 를 생성할 수 있다.

입력된 2차원 얼굴 영상에서 추출된 얼굴 특징점들로 구성된 형상벡터가  $\mathbf{s}_m = [x_1, x_2, \dots, x_n, y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 와 같이 주어지면, 2차원 얼굴 형상벡터와 3차원 얼굴 형상 모델에 의해서 합성된 얼굴 형상을 2차원 평면에 투영하여 얻은 모델 형상벡터 간의 차이가 최소화되도록 하는 최적의 형상 모델 매개변수  $\mathbf{a} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m]^T$ 를 찾음으로써, 입력 얼굴에 대한 3차원 얼굴 형상을 복원한다. 이러한 과정은 식(3)으로 나타낼 수 있다.

$$G^* = \arg \min_G \|P(RS+T) - \tilde{s}_m\|^2 \quad (3)$$

여기서  $G$ 는 유추하려는 모델 매개변수로 형상 모델 매개변수  $\alpha$ 와 회전(rotation) 및 이동(translation)과 관련된 포즈 매개변수인  $R$ 과  $T$ 로 구성되고,  $P$ 는  $2 \times 3$  투영행렬(projection matrix)이며, 본 논문에서는 직교 투영(orthographic projection)을 가정한다.  $R$ 은  $3 \times 3$  회전행렬이고,  $T$ 는  $3 \times n$  이동행렬이며  $S$ 는  $3 \times n$ 으로 식(2)에서와 같이 모델에 의해서 생성된 3차원 형상행렬이고,  $\tilde{s}_m$ 은  $2 \times n$  크기의 2차원 입력 얼굴의 형상행렬이다. 본 논문에서는 모델 매개변수를 유추하기 위해 최소제곱법(Least square method)을 기반으로 교대로 매개변수를 유추하는 방식을 이용하였다<sup>[3]</sup>. 이 방식은 초기에 형상 매개변수  $\alpha$ 를  $\bar{0}$ 로 놓고, 회전과 이동에 관한 매개변수  $R$ 과  $T$ 를 먼저 유추하고, 다시  $R$ 과  $T$ 를 고정하여 형상 모델 매개변수  $\alpha$ 를 유추한다. 이러한 과정을 입력된 2차원 형상과 3차원 형상 모델로부터 얻어진 모델 형상 간의 차이가 임계값보다 작아질 때까지 반복하여 최적화된 모델 매개변수를 획득한다.

### III. 제안 방법

제안방법의 흐름도는 그림 1과 같으며, 영상 입력, 얼굴 특징점 추출, 추출된 특징점 오류 분류, 정추출 특징점들만을 이용한 3차원 모델 정합, 3차원 얼굴 복원의 순서로 이루어진다.

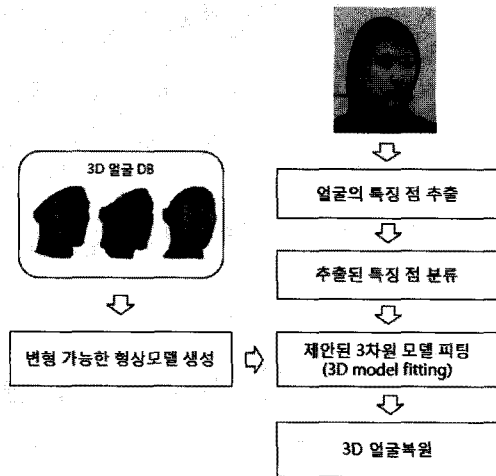


그림 1. 제안 방법의 흐름도  
Fig. 1. Overall flow of the proposed method.

#### 1. 자동 추출된 얼굴 특징점 분류

본 논문에서는 2차원 영상에서 얼굴 특징점을 추출하기 위해 기존에 널리 쓰이는 방법인 AAM 알고리즘<sup>[14]</sup>을 이용하였다. 이 알고리즘은 학습 데이터의 취득 환경과 입력된 데이터의 취득 환경이 유사할 경우에 가장 우수한 성능을 보여준다<sup>[10]</sup>. 따라서 이러한 조건이 만족될 수 없는 실제 환경에서는 정확한 얼굴 특징점을 추출하기 어렵고, 또한 포즈, 조명 및 표정 변화가 심한 경우에도 우수한 성능을 기대하기 어렵다<sup>[15]</sup>. 본 논문에서 사용한 얼굴의 특징점은 눈썹, 눈, 코, 입 및 얼굴의 윤곽선 위에 존재하는 80개의 점으로 구성되어 있으며, 그림 2는 포즈에 따른 AAM 기반의 얼굴 특징점 자동

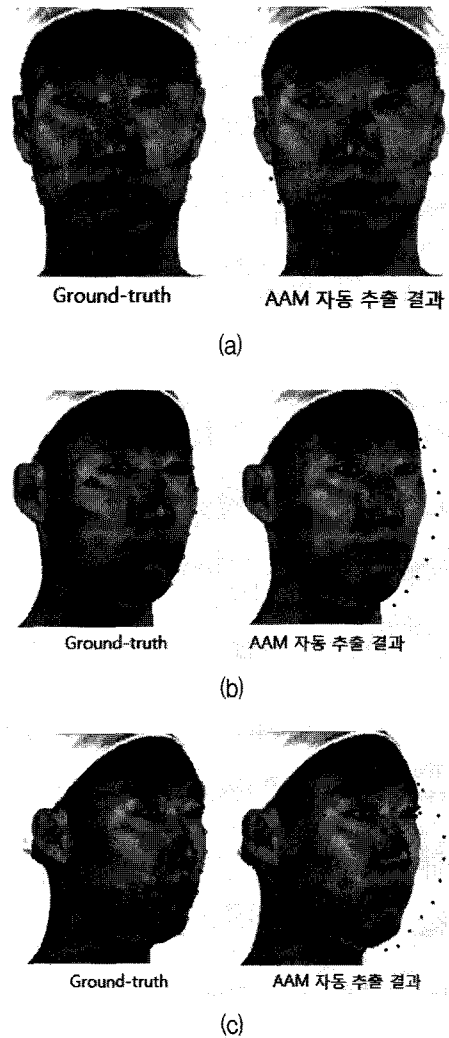


그림 2. AAM 기반 특징 점 자동 추출 시, 포즈변화에 따른 결과 (a) 정면, (b) 30°, (c) 45°  
Fig. 2. Extraction results according to pose variations when facial feature points are automatically extracted by using AAM (a) frontal view, (b) 30°, (c) 45°.

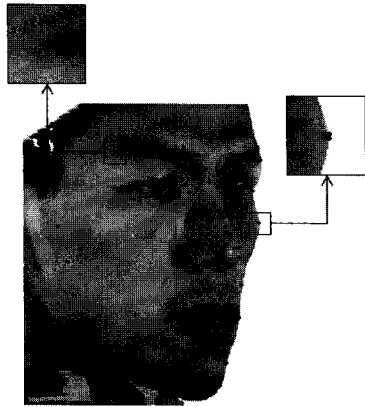


그림 3. 얼굴 특징점 주변 텍스처의 특징  
Fig. 3. Textural feature of patch around a facial feature point.

추출 결과를 보여준다. 정면의 경우에는 특징점의 추출 오류가 비교적 적으나 30°나 45°와 같이 포즈 변화가 비교적 큰 경우에는 특징점의 추출 오류가 크게 발생하는 것을 확인할 수 있다.

이러한 특징점 추출 오류를 검출하기 위해 본 논문에서는 특징점 주변 텍스처 정보를 이용하였다. 그림 3에서 보여주는 것과 같이 특징점이 놓이는 위치마다 텍스처가 달라지고 대부분의 얼굴 특징점들이 에지(edge)나 코너(corner)부분에 존재하기 때문에 특징점의 주변 텍스처는 고유한 특징을 지니게 된다. 따라서 이러한 특성을 이용하여 특징점 주변 텍스처 조각에 LGO 히스토그램<sup>[12]</sup>을 적용하여 특징점들의 고유한 특징을 추출하였다.

LGO 히스토그램은 정해진 조각 내에서 각 화소 별 기울기의 방향을 식(4)에서와 같이 구하고 이를 몇 개의 방향으로 양자화 한 후, 조각을 다시 여러 개의 블록으로 나눠 블록 안의 화소 별 기울기의 방향들에 대한 히스토그램을 계산하여 식(5)와 같이 텍스처의 특징을 얻어낸다.

$$o_{x,y} = \left\lfloor O \times \left( \frac{1}{2\pi} \text{atan2}(X_y(x,y), X_x(x,y)) + 0.5 \right) \right\rfloor \quad (4)$$

$$f_{m,n} = (a_0 a_0 \dots a_7) \quad (5)$$

식 (4)에서  $X_x(x,y)$ 와  $X_y(x,y)$ 는 수평, 수직 방향의 영상 기울기 값이고,  $O$ 는 분절된 방향 값이며 최종적인 기울기의 방향  $o_{x,y}$ 은  $O$ 값 중의 하나로 양자화 된다. 본 논문에서 사용된 기울기 방향의 수는 8개이며, 블록은 5x5로 나뉘었다. 그림 4는 오른쪽 눈썹 끝 부분에 위치하는

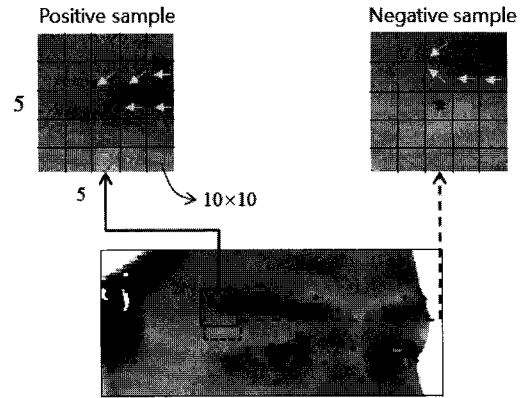


그림 4. 정추출 특징점의 텍스처 조각과 오추출 특징점의 텍스처 조각에서의 블록 별 기울기 방향의 차이

Fig. 4. Gradient orientation difference between correctly extracted feature point and incorrectly extracted feature point.

8방향으로 patch 추출

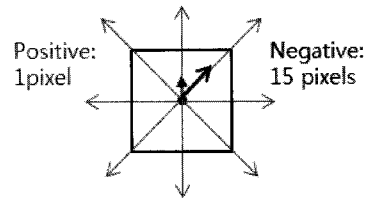


그림 5. 정추출 데이터와 오추출 데이터의 생성  
Fig. 5. Extraction of positive samples and negative samples.

특징점이 정추출 또는 오추출되었을 때 획득된 각각의 텍스처 조각에서의 블록 별 기울기 방향을 보여준다. 이를 통해 정추출 및 오추출 데이터의 블록별 LGO 히스토그램의 분포가 다름을 알 수 있고, 이러한 분포를 분석하여, 자동으로 추출된 얼굴 특징점의 오류 여부를 판단할 수 있다.

한 특징점에서 구한 텍스처 특징은 해당되는 특징점의 SVM 분류기를 통해 정확하게 추출된 것에 속하는 정추출 그룹과 잘못 추출된 것에 해당되는 오추출 그룹 중 하나로 분류하는데 사용된다. SVM 분류기의 사전 학습을 위해 그림 5와 같이 검증 데이터(ground-truth data)로부터 인위적으로 정추출 그룹의 데이터와 오추출 그룹의 데이터들을 생성하였다. 정추출 그룹의 데이터들은 검증 데이터(ground-truth data)의 각 특징점 위치에서 여덟 방향으로 1화소만큼씩 이동하여 획득하고, 오추출 그룹의 데이터들은 검증 데이터의 특징점 위치에서 여덟 방향으로 15화소만큼씩 이동하여 획득하

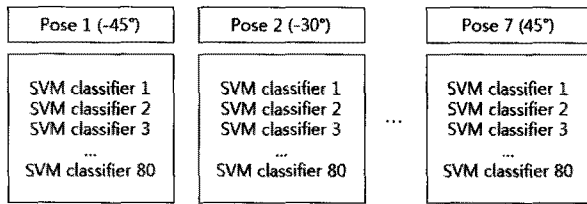


그림 6. SVM 분류기 생성

Fig. 6. SVM classifier generation.

였다<sup>[16]</sup>. 이 두 종류의 데이터들을 이용하여 학습 및 최적화 과정을 통해 각 특징점 마다 SVM 분류기를 생성하였으며, 또한 얼굴의 포즈에 따라 그림 6과 같이 생성하였다. 본 논문에서는 AAM 기반의 얼굴 특징점 자동 추출 시 발생하는 특징점 오류를 분류하는 방법의 성능만을 분석하기 위해, 포즈 유추 시 발생하는 오류는 없다고 가정하였으며, 포즈 유추 오류가 발생할 경우에 대한 복원 성능 결과는 실험을 통해 분석하였다.

## 2. 3차원 얼굴 형상 복원

3차원 얼굴 형상 복원 시, 2차원 얼굴 특징점 추출 오류에 의한 성능저하를 개선하기 위해, 본 논문에서는 기존의 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델의 비용 함수(cost function)를 식(6)과 같이 수정하였다.

$$G^* = \arg \min_G \|W \circ (P(RS + T) - \bar{s}_m)\|^2 \quad (6)$$

식(6)이 기존의 비용 함수인 식(3)과 다른 점은 마스킹 행렬 (masking matrix)  $W$ 이 사용되었다는 점이다.  $W$ 는 특징점 추출 오류 분류기에서 얻은 결과를 기초로 하여 오추출된 것으로 판단된 특징점에는 0의 값을 주고, 정추출된 것으로 판단된 특징점에는 1의 값을 주어 다음의 식(7), (8)에서와 같이 생성된다.

$$W = [w_1 \quad w_2 \quad \dots \quad w_n] \quad (7)$$

$$w_i = \begin{cases} \bar{0} & (p_i : \text{error}) \\ \bar{1} & (p_i : \text{correct}) \end{cases} \quad (8)$$

식(8)에서  $w_i$ 는  $i$  번째 특징점의 오류 판단 여부에 따라  $\bar{0}$  또는  $\bar{1}$ 이 되고,  $\bar{0}$ 과  $\bar{1}$ 은 0 또는 1로만 구성되는  $2 \times 1$  크기의 열벡터이다. 따라서 식(7)의  $W$ 는  $w_i$ 로 구성된  $2 \times n$  크기의 이진행렬이며,  $n$ 은 특징점들의 개수이다. 그리고 식(6)에서 사용된 기호 “ $\circ$ ”는 Hadamard 곱을 나타내며, 이것은 행렬 내 같은 성분끼리의 곱을 의미한다. 본

논문에서는 이와 같이 마스킹 행렬을 이용함으로써, 오추출 특징점들은 제거하고, 정추출 특징점들만을 이용하여 3차원 얼굴 형상을 복원한다. 이와 같이 입력 얼굴의 3차원 특징점이 복원되면, 조밀한 3차원 얼굴 형상 복원 과정을 거치게 되고, 텍스처 매핑 단계를 통해 최종적인 3차원 얼굴을 생성한다.

## IV. 실험

### 1. 실험 데이터

실험을 위해서 사용된 데이터는 3차원 얼굴 형상 모델을 얻기 위한 3차원 얼굴 스캔과 입력에 필요한 2차원 얼굴 영상으로 구성된다. 3차원 얼굴 데이터는 150 명으로부터 3D 레이저 스캐너(3D laser scanner)<sup>[17]</sup>를 이용하여 획득하였고, 3차원 얼굴 형상 모델을 생성하기 위해 스캔된 얼굴 데이터에 수동으로 특징점을 찍어 3차원 얼굴 특징점들을 얻었다. 이때 사용된 얼굴 특징점들은 그림 7에서 보여주는 것과 같이 설정되며, 이들의 개수는 총 80개로 표 1과 같이 얼굴 성분에 따라 다르게 구성된다. 또한 이러한 특징점들은 3차원 데이터에서 획득되기 때문에 은닉되는 경우는 발생하지 않는다. 3차원 얼굴에 대한 2차원 얼굴 영상을 획득하기 위해서 3차원 얼굴 스캔을 2차원 평면에 투영하여 그림 8과 같이 7개의 포즈를 갖는 2차원 영상을 취득하였다. 2차원 영상에서 AAM을 기반으로 얼굴의 특징점을 자동으로 추출할 때에는 다양한 환경을 고려하여 총 5개의 데이터 set을 생성하였다. 특징점 추출 시 우선 양 눈과 입의 위치를 찾았다고 가정하고 그 위치에서 특징점 추출이 시작되는데, 이때 양 눈과 입의 위치를 정확하게 찾지 못하는 경우를 고려하여 각각의 x, y 좌표의 위치 차가 0에서 4화소까지 발생하도록 임의로 잡음을 가함으로써, 잡음의 강도에 따른 5개의 데이터를 획득



그림 7. 3차원 얼굴 특징점

Fig. 7. 3D facial feature points.

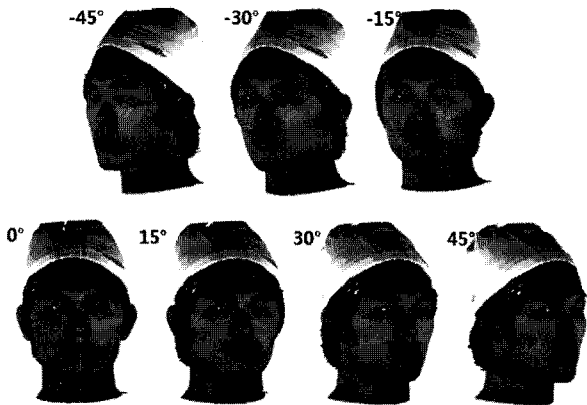


그림 8. 3차원 얼굴 스캔을 2차원 평면에 투영하여 얻은 7개 포즈의 2차원 영상들

Fig. 8. 2D images with 7 poses obtained by projecting a 3D face scan into x-y plane.

표 1. 얼굴의 성분 별 특징점의 개수

Table 1. The number of facial feature points according to facial components.

얼굴 성분	특징점 개수
눈썹	10
눈	16
코	17
입	20
얼굴 윤곽	17
전체	80

하였다. 3차원 형상 모델을 생성하거나 SVM 분류기를 생성할 때에는 획득한 150명의 데이터 중 75명의 데이터를 학습 데이터로 이용하였고, 성능을 평가할 때에는 나머지 75명의 데이터를 이용하였다.

## 2. 얼굴 특징점 오류 분류 성능

제안된 얼굴 특징점 오류 분류 방법의 성능을 측정하기 위하여 테스트 할 데이터를 학습 데이터와 같은 방법으로 취득하였다. 학습에 사용되지 않은 나머지 75명의 입력 영상들로부터 포즈마다 그리고 특징점 별로 그림 5에서와 같이 오추출 데이터와 정추출 데이터를 생성하고, 이러한 데이터들을 해당 특징점의 분류기에 입력하여 제안 방법의 분류 성능을 측정하였다. 표 2은 얼굴 포즈에 따른 제안 방법의 분류 성능을 보여준다. 표 2에서 Genuine Accept Ratio(GAR)은 정추출 특징점들이 정추출 그룹으로 분류되었을 때의 비율이고, Genuine Reject Ratio(GRR)는 오추출 특징점들이 오추출 그룹으로 분류되었을 때의 비율이다. 그 밖에 정추출 특징점들이 오추출 그룹으로 잘못 분류된 경우인

표 2. 얼굴 특징점 추출 오류 분류 결과 (GAR:%, GRR:%)

Table 2. Classification results of the facial feature points extraction errors (GAR:%, GRR:%).

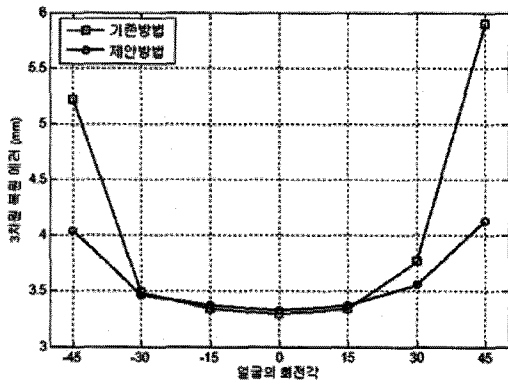
	GAR	GRR
-45°	81.99	90.16
-30°	82.73	86.9
-15°	81.42	85.9
0°	82.09	84.25
15°	81.02	86.16
30°	82.09	86.99
45°	82.88	92.63
평균	82.03	87.57

False Reject Ratio(FRR)는  $(100-GAR)$ 로 계산되며, 오추출 특징점들이 정추출 그룹으로 잘못 분류된 경우인 False Accept Ratio(FAR)는  $(100-GRR)$ 로 계산된다. 실험결과 포즈 별로 성능의 차이가 다소 있지만 대부분의 경우 80%이상의 정확도를 갖고 있으며, 본 논문에서는 이러한 결과를 그대로 적용하여 정추출 특징점으로 판단된 특징점들만을 3차원 얼굴 복원에 사용하였다. 또한 표 2의 실험결과를 통해 제안 방법이 얼굴 특징점 자동 추출 시 발생하는 특징점의 오류를 분류하는데 적합하다고 할 수 있다.

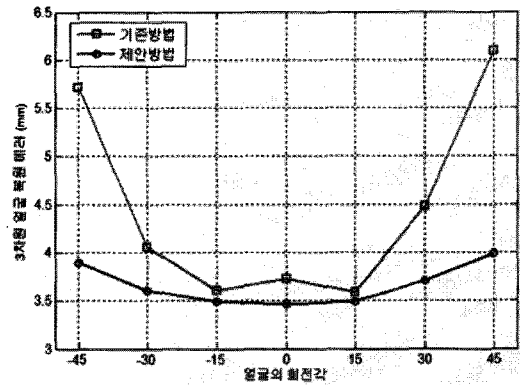
## 3. 3차원 얼굴 복원 성능

제안 방법의 3차원 얼굴 복원 성능을 평가하기 위해, 특징점 추출 오류를 고려하지 않는 기존의 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델 방식의 복원 성능과 비교하였다. 실험결과에는 정량적인 결과와 정성적인 결과로 보여주었다. 그림 9는 5개의 데이터를 사용하였을 때, 제안방법과 기존방법의 복원 성능을 정량적으로 비교한 그래프들이다. 그래프들을 관찰해보면 얼굴의 회전이 많이 된 포즈( $\pm 30^\circ$ ,  $\pm 45^\circ$ )에서는 제안방법의 성능이 많이 향상되고, 정면에 가까운 포즈( $0^\circ$ ,  $\pm 15^\circ$ )에서는 성능의 향상도가 비교적 적다. 또한 양 눈과 입의 초기 위치에 대한 잡음의 강도가 큰 데이터들의 경우에도 제안방법의 복원성능이 크게 향상된 것을 확인할 수 있다.

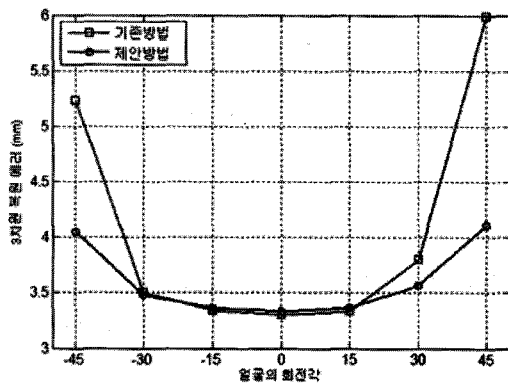
이것은 표 3의 실험결과에서와 같이 얼굴의 회전이 큰 영상일수록 그리고 양 눈과 입의 초기 위치 오류가 클수록 특징점의 자동 추출 오류가 증가하기 때문이다. 따라서 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델을 이용하여 3차원 얼굴을 복원 시, 자동으로 추출된 특징점의 오류가 클 경우에 발생하는 복원 성능의 저하 문제를 제안



(a)



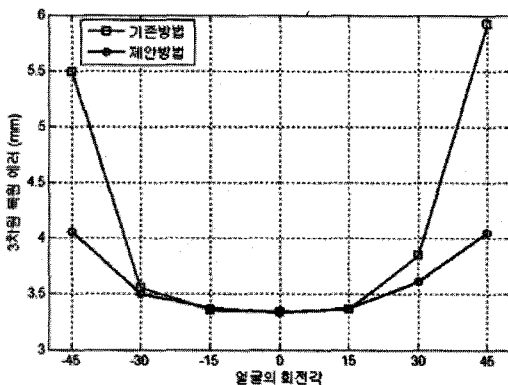
(e)



(b)

그림 9. 5개의 test 데이터 사용 시, 입력된 포즈에 따른 기존방법과 제안방법의 3차원 복원 성능 비교 (a) Data1, (b) Data2, (c) Data3, (d) Data4, (e) Data5

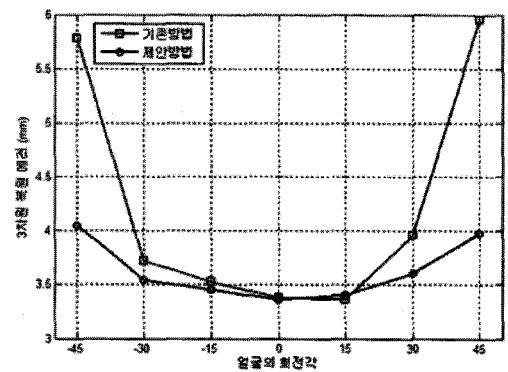
Fig. 9. Reconstruction performance comparisons between the previous method and the proposed method according to pose variations when using 5 test data sets (a) Data1, (b) Data2, (c) Data3, (d) Data4, (e) Data5.



(c)

표 3. AAM 기반 특징점 자동 추출 오류(단위: 화소)  
Table 3. AAM-based facial feature point extraction errors (unit: pixel).

	Data1	Data2	Data3	Data4	Data5
-45°	13.18	13.33	15.13	16.94	19.08
-30°	7.03	7.16	7.75	9.13	11.2
-15°	5.69	5.78	5.97	7.23	8.19
0°	5.67	5.72	5.8	6.34	8.47
15°	5.88	5.88	6.21	6.7	8.71
30°	8.66	8.85	9.53	10.25	13.97
45°	15.34	15.83	16.89	18.59	20.38
평균	8.78	8.93	9.61	10.74	12.86



(d)

방법을 통해 해결할 수 있음을 확인할 수 있다. 표 4는 5개의 입력 데이터에 대한 기존방법과 제안방법의 평균 성능과 향상도를 보여준다. 사용한 모든 데이터에 대해서 성능이 10%이상 향상되었고, 평균적으로 13.4% 성능이 향상되었다.

그림 9와 표 4의 결과는 포즈 유추의 오류가 없을 경우의 성능이며, 포즈 유추 오류가 있을 경우를 고려하여, 표 5와 같이 한 포즈에 대해서 15° 오류가 있을 경우에 3차원 복원 성능 변화를 측정하였다. 표 5에서 알 수 있듯이 포즈 유추 오류가 발생할 때, 복원 성능이 다소 저하되지만, 그 저하되는 정도가 매우 미미한 것을 확인할 수 있다. 이것은 15° 정도의 포즈변화가 있더라도 특징점 주변 텍스처의 변화는 크지 않기 때문이다. 따라서 다소의 포즈 유추 오류가 있을 경우에도 제안방법이 적용 가능함을 알 수 있다.

표 4. 5개의 test 데이터에 대한 기존방법과 제안방법의 전체 평균 오류(mm) 및 향상도(%)

Table 4. Total reconstruction error and improvement of the previous method and the proposed method for 5 test data.

	기존방법	제안방법	향상도(%)
Data1	4.05	3.61	10.82
Data2	4.07	3.61	11.3
Data3	4.13	3.62	12.35
Data4	4.24	3.63	14.39
Data5	4.47	3.66	18.12

표 5. 30° 포즈에서 포즈 유추 오류가 없는 경우와 있는 경우의 복원 성능 비교 (mm)

Table 5. Reconstruction performance comparison between with and without pose estimation errors at 30° pose (mm).

	포즈 오류가 없을 때	15°의 포즈 오류가 있을 때
Data1	3.46	3.48
Data2	3.48	3.49
Data3	3.5	3.51
Data4	3.54	3.54
Data5	3.6	3.62
평균	3.52	3.53

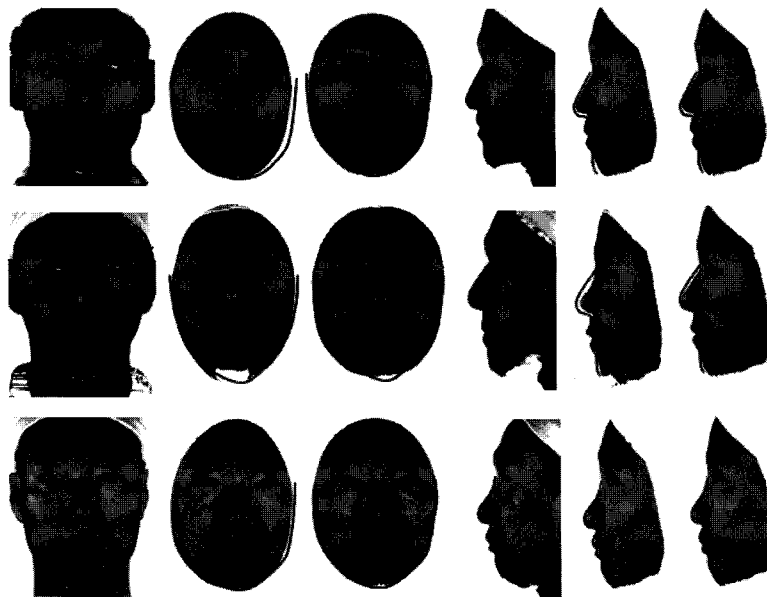


그림 10. 기존방법과 제안방법의 정성적인 결과 비교

Fig. 10. Qualitative result comparison between the previous method and the proposed method.

마지막으로 그림 10은 정성적인 결과를 보여준다. 그림의 첫 번째와 네 번째 열은 스캔된 3차원 얼굴 데이터를 2차원 평면에 포즈를 달리하여 투영시킨 영상이고, 두 번째와 다섯 번째 열은 기존 방법으로 복원한 3차원 얼굴을 정면과 측면 포즈로 회전하여 2차원 평면에 투영시킨 영상들이다. 그리고 세 번째와 여섯 번째 열은 제안방법으로 복원한 3차원 얼굴을 2차원 평면에 투영시킨 영상이다. 여기서 붉은색 실선들은 실제 얼굴의 윤곽선을 나타내는 것으로써 복원된 얼굴의 성능을 평가하기 위해 사용된다. 그림 10에서 알 수 있듯이 특징점 추출 에러를 고려하지 않고 모든 점을 사용한 기존방법의 경우에는 복원된 얼굴이 원래 얼굴의 형상과 다르고 부자연스러우나 제안된 방법으로 복원한 결과들

을 보면 기존방법보다 원래 얼굴의 윤곽선에 더 유사한 것을 확인할 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 변형 가능한 3차원 얼굴 형상 모델을 기반으로 3차원 얼굴 복원 시, AAM을 통해 자동으로 추출된 2차원 얼굴 특징점의 오류가 3차원 얼굴 복원 성능에 미치는 영향을 최소화할 수 있는 방법을 제안하였다. 이를 위해, 2차원 얼굴 특징점의 자동 추출 오류를 분류하는 방법을 새롭게 제안하였고, 제안 방법의 분류 결과를 바탕으로 정추출로 판단된 얼굴 특징점들만을 3차원 복원에 이용함으로써 변형 가능한 3차원 얼굴



굴 형상 모델의 복원 성능을 개선하였다. 실험에서 특징점 자동 추출 오류의 분류 성공률이 84.8%로 비교적 정확한 결과를 얻었고, 3차원 얼굴 복원 결과에서는 기존 방법에 비해 제안방법의 성능이 약 13.4% 향상되었다. 특히, 특징점 자동 추출 오류가 비교적 크게 나타나는 데이터들의 경우, 제안방법의 3차원 얼굴 복원 성능이 기존 방법과 비교하여 크게 향상되었음을 보여줌으로써 2차원 얼굴 특징점에 자동 추출 오류가 발생하더라도 제안 방법을 통해 보다 정확한 3차원 얼굴이 복원될 수 있음을 입증하였다.

### 참 고 문 헌

- [1] 손광훈, 신형철, 양옥일, “[특집]3차원 얼굴인식 기술 현황 및 전망”, *대한전자공학회 전자공학회지*, 제33권, 제1호, pp. 46-56, 2006.
- [2] 김병우, 유선진, 이상윤, “단일 투사 절대 코드 패턴을 이용한 3차원 얼굴 데이터의 유클리디안 복원”, *전자공학회논문지*, 제42권 SP편, 제6호, 133-140쪽, 2005년.
- [3] Example of game character generation [Online]<http://fightnight.easports.com/featureFrame.action?id=FeatureTBA1&fType=>
- [4] U. Park, Y. Tong, and A. K. Jain, “Face recognition with temporal invariance: a 3D aging model,” *Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 1-7, 2008.
- [5] X. Zhang, and Y. Gao, “Face recognition across pose: a review,” *Pattern Recognition*, Vol. 42, pp. 2876-2896, 2009.
- [6] B. Gökberk, A. A. Salah, N. Alyüz, and L. Akarun, “3D face recognition: technology and applications,” in *Handbook of Remote Biometrics for Surveillance and Security*, Springer, pp. 217-246, 2009.
- [7] V. Blanz, and T. Vetter, “A morphable model for the synthesis of 3D faces,” *Proceedings of Computer Graphics Proc. SIGGRAPH*, pp. 187-194, 1999.
- [8] S. Wang, and S. Lai, “Efficient 3D face reconstruction from a single 2D image by combining statistical and geometrical information,” *LNCS on Asian Conference on Computer Vision*, 3852, pp. 427-436, 2006.
- [9] C. Wang, S. Yan, H. Li, H. Zhang, M. Li, “Automatic, effective, and efficient 3D face reconstruction from arbitrary view image,” *LNCS on Advances in Multimedia Information Processing*, 3332, pp. 553-560, 2004.
- [10] Xinbo Gao, Ya Su, Xuelong Li and Dacheng Tao, “A Review of Active Appearance Models,” *IEEE Transactions on System, Man, And Cybernetics-Part C: Applications and Reviews*, Vol. 40, No. 2, pp. 145-158, 2010.
- [11] T. F. Cootes and C. J. Taylor, “Active Shape Models - ‘Smart Snakes,’” *British Machine Vision Conference*, pp. 266-275, 1992.
- [12] E. Murphy-Chutorian, A. Doshi, and M. M. Trivedi, “Head pose estimation for driver assistance systems: a robust algorithm and experimental evaluation,” *Proceedings of the 2007 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, pp. 709 - 714, 2007.
- [13] SVM [Online]  
<http://www.cs.ucl.ac.uk/staff/M.Sewell/winsvm/>
- [14] S. Baker, R. Gross, I. Matthews, “Lucas-Kanade 20 years on: a unifying framework: part 3,” *Technical Report CMU-RI-TR-03-35*, Carnegie Mellon University Robotics Institute, 2003.
- [15] S. Lee, K. Park, J. Kim, “A comparative study of facial appearance modeling methods for active appearance models,” *Pattern Recognition Letters*, Vol. 30, Iss. 14, pp. 1335-1346, Oct. 2009.
- [16] L. Liang, R. Xiao, F. Wen and J. Sun, “Face alignment via component-based discriminative search,” *LNCS on European Conference on Computer Vision*, 5303, pp. 72-85, 2008.
- [17] 3D Scanner specification [Online]  
<http://www.cyberware.com/products/pdf/headFace.pdf>

— 저 자 소 개 —



**이 연 주**(학생회원)  
 2003년 건국대학교 전자정보통신  
 공학과 학사 졸업.  
 2006년 연세대학교 전기전자  
 공학부 석사 졸업.  
 2010년 연세대학교 전기전자  
 공학부 박사과정.

<주관심분야 : 3차원 얼굴 복원, 생체인식, 컴퓨터 비전>



**이 성 주**(학생회원)  
 2004년 연세대학교 전기전자  
 공학부 학사 졸업.  
 2006년 연세대학교 생체인식협동  
 과정 석사 졸업.  
 2010년 연세대학교 전기전자  
 공학부 박사 과정.

<주관심분야 : 3차원 얼굴 복원, 생체 인식, 컴퓨터 비전>



**박 강 령**(정회원)  
 1994년 연세대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 1996년 연세대학교 전자공학과  
 석사 졸업.  
 2000년 연세대학교 전기·컴퓨터  
 공학과 박사 졸업.

2000년 2월~2003년 2월 LG전자 기술원 Digital  
 Vision Group 선임연구원.  
 2003년 3월~2008년 2월 상명대학교 소프트웨어  
 대학 디지털 미디어 학부 전임 강사 및  
 조교수.  
 2008년 3월~현재 동국대학교 전기전자공학부  
 조교수 및 부교수.  
 2003년 8월~현재 생체인식연구센터 총괄과제  
 책임자.

<주관심 분야 : Biometric 영상 처리, 패턴인식,  
 컴퓨터비전>



**김 재 희**(평생회원)-교신저자  
 1979년 연세대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 1984년 Case Western Reserve  
 University 전기공학과  
 박사 졸업.

1984년~현재 연세대학교 전기전자공학부 교수  
 2002년~현재 (과학기술부 지정 ERC) 생체인식  
 연구센터 소장  
 2005년~현재 한국공학한림원 정회원  
 2008년~현재 한국바이오인식포럼(KBA) 의장  
 <주관심분야 : 생체인식, 패턴인식, 영상처리 및  
 인식>