

논문 2011-48SP-1-12

측면 2차원 얼굴 영상들의 대칭성을 이용한 3차원 얼굴 복원

(A 3D Face Reconstruction Based on the Symmetrical Characteristics of Side View 2D Face Images)

이 성 주*, 박 강 령**, 김 재 희***

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

요 약

기존에 널리 쓰이는 3차원 얼굴 복원 방식인 Structure from motion(SfM)은 정면 및 좌우 측면 영상들이 입력될 때, 좌우 얼굴 특징 점들이 검출되어 우수한 성능을 보인다. 그러나 감시 카메라 환경과 같이 한 쪽 측면 얼굴 영상들이 입력될 경우, 보이는 한 쪽 얼굴 특징 점들만이 입력되므로, 가려진 부분의 얼굴이 제대로 복원되지 않는 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 본 논문은 사람의 얼굴이 좌우 대칭이라는 제한 조건을 이용하여 대칭이 되는 얼굴 특징 점들을 생성하였으며, 이렇게 생성된 얼굴 특징 점들과 입력된 얼굴 특징 점들을 결합하여 사용함으로써, 기존 SfM 기반 3차원 얼굴 복원 방식의 성능을 향상시켰다. 제한한 3차원 얼굴 복원 방법을 정량적으로 평가하기 위해, 3차원 스캐너를 이용해 3차원 얼굴을 취득하였고, 이를 복원한 3차원 얼굴과 비교한 결과, 좌우 대칭 특징 점들을 함께 사용하는 제안한 3차원 복원 방식은 한 쪽 측면 특징 점들만을 사용하는 기존 방식에 비해 우수한 성능을 보였다.

Abstract

A widely used 3D face reconstruction method, structure from motion(SfM), shows robust performance when frontal, left, and right face images are used. However, this method cannot reconstruct a self-occluded facial part correctly when only one side view face images are used because only partial facial feature points can be used in this case. In order to solve the problem, the proposed method exploit a constrain that is bilateral symmetry of human faces in order to generate bilateral facial feature points and use both input facial feature points and generated facial feature points to reconstruct a 3D face. For quantitative evaluation of the proposed method, 3D faces were obtained from a 3D face scanner and compared with the reconstructed 3D faces. The experimental results show that the proposed 3D face reconstruction method based on both facial feature points outperforms the previous 3D face reconstruction method based on only partial facial feature points.

Keywords : 3D Face reconstruction, Structure from motion, side view images

* 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: 2010년4월26일, 수정완료일: 2010년9월30일

I. 서 론

3차원 얼굴 생성 방법은 포즈 변화에 강인한 3차원 얼굴 인식^[1~3], 3차원 게임 캐릭터 생성 및 3차원 애니메이션 등 다양한 어플리케이션에 적용 가능하며, 활발한 연구가 진행되고 있다. 기존에 3차원 얼굴 데이터를 얻기 위해 사용한 방식은 크게 하드웨어 기반 방식^[3] 및 소프트웨어 기반 방식^[4~5]으로 나눌 수 있다. 하드웨어 기반 방식은 3차원 스캐너 및 구조광과 같은 특수한 하드웨어를 사용하거나 스테레오 카메라와 같은 다수의

카메라를 사용하여 3차원 얼굴을 생성하는 방식이다^[3]. 이러한 하드웨어 기반 방식은 정확한 3차원 정보를 획득할 수 있다는 장점이 있으나, 가격이 비싸기 때문에 일반적인 사용자들이 널리 사용하기 힘든 문제점이 있다. 이에 따라 하나의 카메라에서 얻은 얼굴 영상들을 이용하여, 3차원 얼굴을 생성하는 연구가 활발히 진행되고 있으며, 이러한 소프트웨어 기반 방식 중 Structure from motion(SfM) 기반의 방식^[4~5]은 사용자에 특화된 3차원 얼굴을 복원할 수 있는 장점이 있어 널리 사용되고 있다.

SfM 방법^[4~5]은 입력되는 얼굴 영상들로부터 특징 점들을 찾고, 이 특징 점들로 구성되는 측정 행렬(Measurement matrix)로부터 3차원 형태 행렬(3D shape matrix)와 투영 행렬(Projection matrix)을 Rank 제한 조건과 같은 제한 조건을 이용하여 인수 분해하는 방식이다^[6]. SfM의 경우, 평균 모델로부터 반복적 방식에 의해 3차원 얼굴 형태를 구하는 것이 아니므로, 지역적 최소 값을 찾는 문제가 적으며, 사용자에 특화된 3차원 얼굴을 복원할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 SfM 방식은 얼굴이 회전될 경우 발생하게 되는 자기 가림(Self-occlusion)현상에 의해 대응되는 얼굴 특징 점(Correspondence facial feature point) 검출 시 에러가 발생할 경우, 3차원 복원 성능이 저하되는 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 기존의 연구들은 SfM으로 3차원 얼굴을 복원 시, 가려지는 얼굴 특징 점들(Self-occluded facial feature points)은 제외시키고, 보이는 얼굴 특징 점들(visible facial feature points)만을 사용하여 3차원 형태를 복원하였다^[7~9]. 이러한 방식은 가려지는 얼굴 특징 점 문제는 해결할 수 있지만, 감시 카메라 환경과 같이 한 쪽 측면 얼굴 영상들만 입력될 경우, 한 쪽 얼굴 특징 점들만이 입력되므로, 양쪽 얼굴 특징 점들의 3차원 형태를 복원할 수 없는 문제가 있다.

본 논문에서는 측면 얼굴 영상들만이 입력될 경우에도 양쪽 얼굴 특징 점들의 3차원 형태를 복원할 수 있는 방법을 제안한다. 제안 방식은 일반적인 사람의 얼굴의 형태가 좌우 대칭이라는 점을 이용하여, 입력되는 한쪽 측면 얼굴 특징 점들로부터 좌우 대칭이 되는 얼굴 특징 점들을 생성하였으며, 입력된 얼굴 특징 점과 생성한 좌우 대칭 특징 점들을 함께 SfM의 입력으로 사용함으로써, 양쪽 얼굴 특징 점들의 3차원 형태를 복원하였다. 제안 방법의 성능을 정량적으로 평가하기 위

하여, 3차원 스캐너^[10]를 이용하여 3차원 얼굴들을 획득하고, 이 3차원 얼굴들에 3차원 얼굴 특징 점들을 수동으로 획득하였으며, 이렇게 획득한 3차원 특징 점들을 복원한 3차원 얼굴 특징 점들과 비교한 결과, 제안 방식을 통해 평균 RMS에러 3 mm이하의 성능으로 3차원 얼굴 특징 점들을 복원할 수 있음을 보였다.

II. 기존의 SfM 기반 3차원 얼굴 복원

기존의 SfM 기반 3차원 얼굴 복원 과정은 아래 그림 1과 같으며, 얼굴 특징 점 추출, 얼굴 특징 점의 3차원 형태 복원, 조밀한 3차원 형태 복원, 그리고 텍스처 맵핑(Texture mapping) 과정으로 구성되어 있다^[4~5].

첫 번째 과정은 얼굴 특징 점 추출 과정이다. 입력된 정면 얼굴 영상 및 좌우 측면 영상들로부터 얼굴 특징 점들을 그림 2와 같이 추출한다. 본 논문에서는 80개의 특징 점을 그림 2와 같이 추출하였으며, 특징 점들은 수동적으로 점을 찍어주는 방식과 자동 적으로 특징 점을 찾는 방식으로 취득하였다. 자동 적으로 특징 점을 찾기 위해서는 기존에 널리 사용되는 Active Appearance Model (AAM)을 사용하였다^[11].

두 번째 과정은 추출된 특징 점들의 3차원 정보를 복원하는 과정으로, SfM방법에 의해 특징 점들의 3차원 정보를 그림 3과 같이 복원 한다. F장의 서로 다른 포즈의 얼굴 영상들이 입력되고, 각 영상에서 추출한 N개

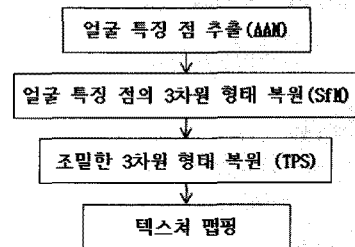


그림 1. SfM 기반 3차원 얼굴 복원 과정
Fig. 1. Procedure for SfM-based 3D face reconstruction.



그림 2. 얼굴 특징 점 추출
Fig. 2. Extraction of facial feature points.

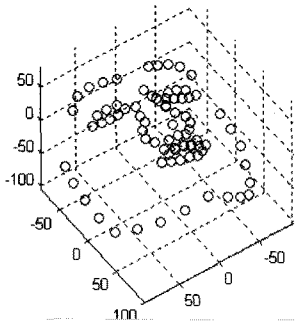


그림 3. 3차원 복원된 얼굴 특징 점
Fig. 3. 3D reconstructed facial feature points.

의 얼굴 특징 점들로 구성된 측정 행렬 \mathbf{W} 는 아래 수식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1N} \\ y_{11} & \cdots & y_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{F1} & \cdots & x_{FN} \\ y_{F1} & \cdots & y_{FN} \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서 x_{fn} 과 y_{fn} 은 각각 f 번째 영상의 n 번째 특징 점의 x 및 y 좌표를 나타낸다.

이 측정 행렬 \mathbf{W} 는 scale-orthographic 카메라 모델에 의해 아래와 같이 표현된다^[7].

$$\mathbf{W} = \mathbf{PS} + \mathbf{t}^T \mathbf{1} \quad (2)$$

여기서, \mathbf{P} 는 $2F \times 3$ 의 투영 행렬이며, \mathbf{S} 는 $3 \times N$ 의 형태 행렬로 N 개의 3차원 얼굴 특징 점으로 구성되어 있다. 또한 \mathbf{t} 는 $1 \times 2F$ 의 translation 행렬이며, $\mathbf{1}$ 은 모든 요소가 1인 $1 \times N$ 의 행렬이다. 만약 3차원 얼굴의 중심과 World coordinate의 중심이 일치한다고 가정하면, \mathbf{t} 는 아래와 같이 표현할 수 있다^[7].

$$\mathbf{t} = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N W_{1i}, \cdots, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N W_{2Fi} \right] \quad (3)$$

여기서 W_{ab} 은 행렬 \mathbf{W} 의 (a,b) 요소 값이다. 정렬된 측정 행렬(registered measurement matrix) $\tilde{\mathbf{W}}$ 은 \mathbf{W} 에서 \mathbf{t} 를 빼서 아래와 같이 구할 수 있다.

$$\tilde{\mathbf{W}} = \mathbf{W} - \mathbf{t}^T \mathbf{1} = \mathbf{PS} \quad (4)$$

이렇게 구한 $\tilde{\mathbf{W}}$ 를 일반적으로 널리 쓰이는 SfM 알고리즘인 인수분해 알고리즘으로 인수분해하면 3차원

형태 \mathbf{S} 와 투영 행렬 \mathbf{P} 를 얻을 수 있다^[6]. 하지만 얼굴이 회전되어 몇몇 특징 점들이 가려지면, $\tilde{\mathbf{W}}$ 에 missing 요소들이 발생하여 3차원 복원이 불가능해지게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 기존의 방법들은 특징 점들 중, 회전 시에도 관찰가능 한 점들을 이용해 3차원 형태 \mathbf{S} 를 반복적 방법(iterative method)을 이용하여 복원하였으며, 이를 위한 cost 함수는 아래와 같이 정의 된다^[7-9].

$$(\hat{\mathbf{P}}, \hat{\mathbf{S}}) = \arg \min_{\mathbf{P}, \mathbf{S}} \left\| \mathbf{M} \odot (\tilde{\mathbf{W}} - \mathbf{PS}) \right\|_F \quad (5)$$

여기서, \mathbf{M} 은 masking 행렬이며, $\hat{\mathbf{P}}$ 와 $\hat{\mathbf{S}}$ 는 cost 함수를 최소화하여 얻은 투영 행렬 및 3차원 형태 행렬이다. 심볼 \odot 는 Hadamard 곱을 나타내며, $\| \cdot \|_F$ 는 Frobenius Norm이다. Masking 행렬 \mathbf{M} 의 각 요소는 특징 점이 관찰 가능 할 경우 1의 값을 가지고, 특징 점이 가려진 경우 0의 값을 가지게 된다. 따라서 (5)의 cost 함수를 최소화하면, 특징 점들이 몇몇 영상들에서 가려지더라도 $\hat{\mathbf{P}}$ 와 $\hat{\mathbf{S}}$ 를 찾을 수 있다.

세 번째 과정은 사용자의 조밀한 3차원 형태 복원이다. 이를 위해 조밀한 평균 3차원 얼굴을 SfM에 의해 복원된 사용자의 3차원 얼굴 특징 점에 정합(Adaptation)하여, 사용자의 조밀한 3차원 얼굴 형태를 복원하였다. 조밀한 3차원 평균 얼굴은 그림 4와 같으며, 4만개 이상의 버텍스(vertex)와 메쉬(mesh)정보로 구성되어 있다. 이러한 조밀한 3차원 평균 얼굴에서 그림 2에서 보인 80개의 3차원 얼굴 특징 점을 수동으로 취득하였다. 이렇게 취득한 평균 3차원 얼굴의 특징 점은 SfM에 의해 얻은 사용자의 3차원 얼굴 특징 점과 비선형 관계를 가지고 있으며, 이러한 관계는 비선형

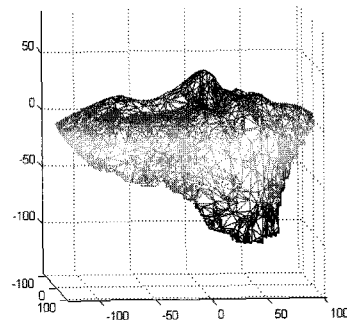


그림 4. 조밀한 평균 3차원 얼굴 형태
Fig. 4. Average dense 3D facial shape.

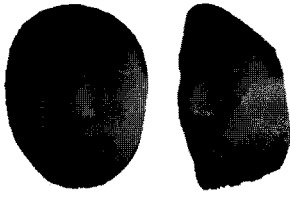


그림 5. 텍스처 맵핑된 3차원 얼굴
Fig. 5. Reconstructed textured 3D face.

함수 f 로 아래 수식 (6)과 같이 표현할 수 있다.

$$f(\mathbf{u}) = \mathbf{t} + \mathbf{R}\mathbf{u} + \mathbf{D}^T \mathbf{s}(\mathbf{u}) = \mathbf{S} \quad (6)$$

여기서, \mathbf{u} 는 $3 \times N$ 행렬로 조밀한 평균 3차원 얼굴에서 취득한 3차원 특징 점들로 구성된다. \mathbf{R} 은 회전(Rotation)행렬이며, \mathbf{D} 는 비선형 변형 파라미터이며, \mathbf{t} 는 이동(Translation)행렬이고, \mathbf{s} 는 스플라인(spline)함수이다. 이러한 파라미터들은 최소자승법(Least square)에 의해 구할 수 있다^[12]. 수식 (6)에 의해 3차원 평균 얼굴의 특징 점 \mathbf{u} 가 비선형 함수 f 에 의해 복원된 사용자의 얼굴 특징 점 \mathbf{S} 로 변환되는 것을 확인할 수 있다. 이러한 비선형 함수 f 를 사용하여, 조밀한 3차원 얼굴에 있는 특징 점 이외의 벡스들을 변환하면, 사용자의 조밀한 3차원 얼굴 형태를 복원할 수 있다.

마지막 네 번째 과정은 입력된 영상들의 텍스처 정보를 조밀한 3차원 얼굴 형태에 맵핑하는 것이다. 이러한 맵핑 관계는 수식 (5)를 최소화하여 얻은 투영 행렬 $\hat{\mathbf{P}}$ 를 이용해, 사용자의 조밀한 3차원 얼굴 형태를 2차원 영상에 투영하여 얻을 수 있다. 즉, 조밀한 3차원 얼굴 형태의 한 벡스를 여러 2차원 영상에 투영하여, 투영된 점들의 color정보를 weighted 평균하여 해당 벡스의 color값을 얻는다. 이 때, weight는 해당 벡스를 포함하는 메쉬들의 Normal 벡터들 평균값을 이용하여 결정한다. 예를 들어, Normal 벡터들의 평균값이 정면을 향하면, 정면 얼굴 영상에서 얻은 color값에 큰 weight를 주고, 그 값이 좌측 측면을 향하면 좌측 측면 얼굴 영상에서 얻은 color값에 큰 weight를 주게 된다.

III. 좌우 대칭성을 이용한 3차원 얼굴 복원

기존의 SfM기반 3차원 얼굴 복원 방식은 좌우 측면 얼굴 영상들이 모두 입력 될 때, 우수한 성능을 보인다. 하지만 감시카메라 환경과 같이 한쪽 측면 얼굴 영상들

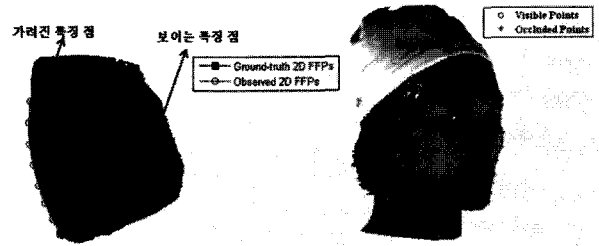


그림 6. 가려진 특징 점과 보이는 특징 점
Fig. 6. Self-occluded and visible facial feature points.

만이 입력될 경우에는 그 성능이 크게 저하 된다. 그림 6은 얼굴이 회전되었을 때, 실제 얼굴 특징 점과 관찰되는 얼굴 특징 점(Observed facial feature points)을 보여준다. 그림 6과 같이 보이는 측면의 얼굴 특징 점들은 큰 어려움 없이 관찰할 수 있으나, 가려지는 부분의 얼굴 특징 점들은 실제 얼굴 특징 점과 비교하여 큰 에러를 가지게 된다. 만약, 가려진 특징 점들을 그대로 사용할 경우, SfM 방식^[7-9]에 의해 3차원 복원이 가능하나, 가려진 부분의 얼굴 특징 점들이 큰 에러를 가지므로, 3차원 복원 성능이 크게 저하 된다. 또한 가려진 특징 점들을 제외하고 수식 (5)와 같이 보이는 점들만을 이용하여 3차원 복원을 할 경우, 한 쪽 측면 얼굴만이 복원되고, 가려진 부분은 복원이 불가능해지는 문제가 있다. 또한 보이는 반쪽 특징 점들을 이용하여 한 쪽 측면 얼굴을 복원한 후, 복원된 한쪽 측면 얼굴을 좌우 대칭하여 최종 3차원 얼굴을 복원하는 방식(복원 후 대칭 방식)은 두 가지 문제점이 있다. 첫째, 복원에 사용되는 얼굴 특징 점 개수 감소에 의한 성능 저하이다. 일반적으로 SfM 방식은 입력되는 특징 점들의 수가 늘어날수록 입력 특징 점들의 잡음에 강인하다는 장점이 있다^[13].

그림 6은 얼굴이 회전되었을 때, 관찰 가능한 점 및 가려진 점들을 보여준다. 그림 6에서 볼 수 있듯이, 얼굴이 회전되더라도 한쪽 측면 특징 점들이 모두 가려지는 않으며, 따라서 가려지지 않는 모든 특징 점들을 사용하는 것이 복원 성능 향상에 도움을 줄 수 있다. 하지만 복원 후 대칭하는 방식은 한쪽 측면 특징 점들만을 사용하므로, 입력 특징 점들의 수가 적고, 이에 따라 복원 성능이 저하되는 문제가 있다. 둘째, 부정확한 대칭축에 의한 성능 저하이다. SfM방식은 식 (3)과 같이 입력되는 특징 점들을 이용하여 3차원 얼굴 중심을 구한다. 하지만 복원 후 대칭 방식은 한쪽 측면 특징 점들만이 입력되므로, 입력되는 특징 점들에 치우친 얼굴 중심값을 얻게 된다. 따라서 올바른 대칭축을 찾기 위해서는

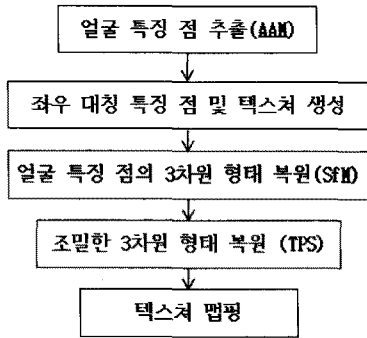


그림 7. 제안 방식의 흐름도
 Fig. 7. Procedure of the proposed method.

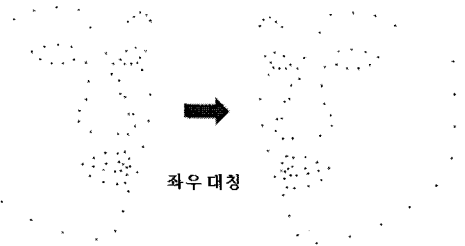


그림 8. 좌우 대칭하여 얻은 특징 점
 Fig. 8. Facial feature points by using bilateral symmetry.

별도의 연산 과정을 필요로 하며, 이러한 과정에서 발생하는 에러는 복원 성능을 저하 시킨다.

본 논문은 이러한 문제를 입력 특징 점들을 좌우 대칭하므로 해결하였다. 일반적인 사물에서 대칭성을 이용한 SfM 성능 향상에 대한 연구^[14]는 수행된 바 있으나, 얼굴에 초점을 맞춘 논문은 수행된 바가 없어 본 논문은 얼굴의 좌우 대칭성을 이용한 방식에 초점을 둔다. 제안 방식의 3차원 복원 과정은 그림 7과 같다. 입력된 얼굴 특징 점에서 보이는 특징 점들을 찾고, 이 특징 점들을 좌우 대칭하여, 대칭된 특징 점들을 그림 8과 같이 생성하였다. 좌우 대칭된 특징 점들이 생성되면, 입력된 특징 점들과 좌우 대칭된 특징 점들을 함께 SfM 방식^[7~9]에 입력하였다. 이러한 과정을 통해, 한쪽 측면 얼굴 영상들이 입력될 경우에도, 양쪽 특징 점들의 정보를 SfM에 입력할 수 있으며, 이에 따라 양쪽 특징 점들의 3차원 정보를 복원할 수 있다. 이러한 대칭 후 복원 방식은 가려지지 않는 모든 특징 점들을 입력으로 사용할 수 있어, 복원 후 대칭 방식보다 상대적으로 입력 특징 점들 수가 많고, 이에 따라 복원 성능이 향상된다. 또한 좌우 특징 점들이 입력되므로, 한 쪽으로 치우쳐지지 않은 얼굴 중심이 SfM에 의해서 구해지고, 따라서 대칭축을 찾는 별도의 과정이 필요 없다.

특징 점들의 3차원 정보가 복원되면, 이 후의 조밀한 3차원 얼굴 형태 복원 과정을 거치고, 텍스처 맵핑 단계를 거쳐 최종적인 3차원 얼굴을 생성한다. 이 때 텍스처 맵핑 시에도 한 쪽 측면의 텍스처 정보를 좌우 대칭하여 사용함으로써 양쪽 측면의 텍스처 정보를 얻었다.

IV. 실험

제안 방법의 성능을 정량적으로 측정하기 위하여, 본 논문은 3차원 스캐너^[10]를 이용하여 150명의 사람의 3차원 얼굴 데이터를 획득했다. 획득한 3차원 데이터에서 80개의 특징 점을 수동으로 찍어 획득하였으며, 획득한 3차원 데이터를 회전 및 투영하여, 3가지 포즈(15도, 30도, 45도)의 2차원 얼굴 영상들을 그림 9와 같이 생성하였다. 이렇게 생성한 2차원 얼굴 영상에서 2차원 얼굴 특징 점들을 수동적으로 찍어 주는 방식과 AAM을 이용하여 자동적으로 찾는 방식^[11]으로 각각 획득했다. 또한 획득한 각각의 특징 점들에서 보이는 특징 점들과 가려진 특징 점들을 포즈에 따라 그림 9와 같이 구분하였다. 이렇게 획득한 얼굴 영상 및 얼굴 특징 점들을 사용하여 제안 방법 및 기존의 방법의 성능을 평가하였다. 제안 방법은 3장의 얼굴 영상에서 보이는 특징 점들 및 이들의 좌우 대칭이 되는 특징 점들을 생성하여 함께 SfM 방식들^[7~9]에 입력하였고, 기존 방식은 3장의 얼굴 영상에서 관찰되는 모든 특징 점을 SfM 방식들^[7~9]에 입력하였다. 복원 후 대칭방식은 보이는 한쪽 측면 얼굴을 SfM으로 복원한 후, 코 끝점을 기준으로 대칭하여 최종 3차원 얼굴을 획득하였다. 성능 평가의 지표로는 복원한 3차원 얼굴 특징 점들과 3차원 스캐너에서 얻은 얼굴에 수동적으로 찍은 3차원 얼굴 특징 점들 사이의 RMS(Root Mean Square)에러를 측정하였다. 이 때, RMS 에러를 mm단위로 측정하기 위해, 복원한 3차원 얼굴을 3차원 스캐너에서 얻은 3차원 얼굴 특징 점

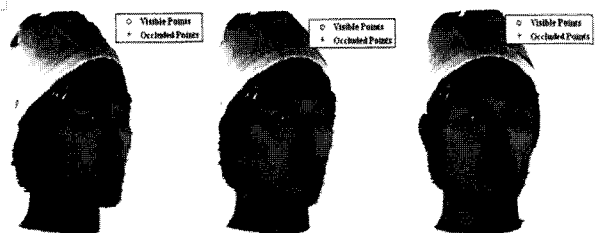


그림 9. 서로 다른 포즈의 얼굴 영상들
 Fig. 9. Face images at different poses.

표 1. 수동적으로 얻은 2차원 특징 사용 시, 평균 3D RMS error(mm) 및 표준 편차(mm)

Table 1. 3D RMS error and standard deviation when manually annotated feature points were used.

	기존 방식	복원 후 대칭	제안 방식 (대칭 후 복원)
SfM method1 ^[9]	5.08 (std: 0.70)	3.65 (std: 0.74)	2.86 (std: 0.37)
SfM method2 ^[10]	8.85 (std: 0.77)	5.81 (std: 0.94)	3.70 (std: 0.63)
SfM method3 ^[11]	8.85 (std: 0.77)	5.81 (std: 0.94)	3.19 (std: 0.51)

표 2. 자동적으로 얻은 2차원 특징 사용 시, 평균 3D RMS error (mm) 및 표준편차 (mm)

Table 2. 3D RMS error and standard deviation when automatically annotated feature points were used.

	기존 방식	복원 후 대칭	제안 방식 (대칭 후 복원)
SfM method1 ^[9]	7.81 (std: 1.82)	4.74 (std: 0.98)	4.12 (std: 1.03)
SfM method2 ^[10]	9.44 (std: 0.89)	6.34 (std: 0.97)	4.28 (std: 0.68)
SfM method3 ^[11]	9.44 (std: 0.89)	6.34 (std: 0.97)	3.95 (std: 0.65)

에 유사(Similarity) 변환을 이용하여 정합한 후 RMS 에러를 측정하였다. 강체 변환은 회전, 스케일링, 그리고 이동으로 구성된 변환으로 얼굴의 본질적인 형태를 변형시키지는 않는다.

수동적으로 얻은 특징 점을 사용하였을 때, 기존의 방법 및 제안 방법의 평균 3차원 RMS 에러 및 표준편차는 표 1과 같다. 또한 AAM을 이용하여 자동적으로 얻은 특징 점을 사용하였을 때, 기존의 방법 및 제안 방법의 평균 3차원 RMS 에러 및 표준 편차는 표 2와 같다. 표 1에서 볼 수 있듯이, 제안 방식은 수동적으로 얻은 특징 점을 사용 시, 기존의 방식들과 비교하여 3차원 RMS 에러를 큰 폭으로 줄였다. 또한 표 2에서 볼 수 있듯이, 제안 방식은 자동적으로 얻은 특징 점을 사용할 경우에도 기존의 방식들에 비해 우수한 성능을 보였다. 이러한 결과를 통해, 얼굴의 좌우 대칭성을 이용한 제안 방식을 통해 측면 얼굴 영상들이 입력된 경우에도, 상대적으로 정확한 3차원 얼굴 복원을 할 수 있음을 알 수 있다.

그림 10~12는 수동으로 얻은 특징 점들을 사용하고, 기존 방식 및 제안 방식을 이용하여 3차원 복원한 최종

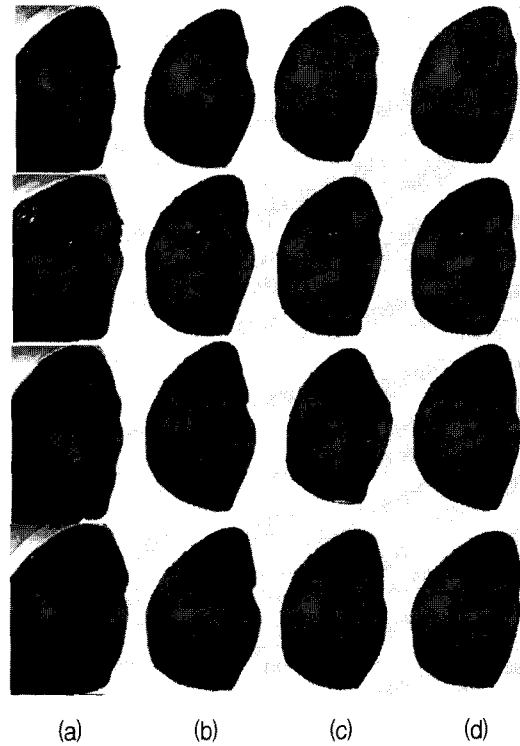


그림 10. 45도에서의 복원 결과, (a) Ground-truth, (b) 기존 방식, (c) 복원 후 대칭 방식, (d) 제안 방법
Fig. 10. Reconstructed 3D face at 45°, (a) Ground-truth, (b) previous method, (c) symmetry after reconstruction, (d) proposed method



그림 11. 정면에서의 복원 결과, (a) Ground-truth, (b) 기존 방식, (c) 복원 후 대칭 방식, (d) 제안 방법
Fig. 11. Reconstructed 3D face at 0°, (a) Ground-truth, (b) previous method, (c) symmetry after reconstruction, (d) proposed method.



그림 12. -45도에서의 복원 결과,
 (a) Ground-truth, (b) 기존 방식,
 (c) 복원 후 대칭 방식, (d) 제안 방법
 Fig. 12. Reconstructed 3D face at -45°,
 (a) Ground-truth, (b) previous method,
 (c) symmetry after reconstruction,
 (d) proposed method.

결과를 보여 준다. 그림 10은 45도에서의 복원 결과이며, 기존 방식은 특징 점이 가려진 우측 부분의 에러로 인해, 얼굴의 우측 볼 부분이 Ground-truth에 비해 돌출되어 있음을 확인할 수 있고, 복원 후 대칭 방식도 일부 얼굴에서 형태 복원 에러로 인해 우측 볼이 돌출되어 있는 경우를 확인할 수 있다. 하지만 제안 방식은 좌우 대칭이 된 특징 점을 함께 사용하여, 볼이 돌출되는 모습을 보이지 않았다. 그림 11은 정면에서의 복원 결과이며, 기존 방법들은 Ground-truth에 비해 특징 점이 가려진 우측 볼 부분이 오목하게 패여 있는 것을 확인할 수 있고, 제안 방식을 통해 이러한 문제가 해결된 것을 확인할 수 있다. 그림 12는 -45도에서의 복원 결과를 보여주며, 기존 방식은 특징 점이 가려지는 문제로 인하여, 우측 얼굴 형태가 심하게 일그러지는 것을 확인할 수 있다. 또한 복원된 얼굴 형태의 에러로 인해, 우측 볼 부분의 텍스처가 제대로 맵핑되지 않는 것을 확인할 수 있다. 복원 후 대칭 방식은 가려진 부분의 텍스처를 맵핑하기 위한 투영 행렬을 구할 수 없어, 흰색 배경이 얼굴에 포함되었다. 이에 비해, 제안 방

식은 특징 점이 가려진 우측 부분의 얼굴도 상대적으로 Ground-truth와 유사하게 복원함을 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 얼굴의 한 쪽 측면 영상들만이 입력될 경우, 기존의 SfM 방식이 가지는 문제를 얼굴을 좌우 대칭성을 이용하여 해결하였다. 입력되는 얼굴 영상에서 보이는 특징 점들 및 이의 좌우 대칭이 되는 특징 점들을 생성하였으며, 이렇게 생성된 좌우 대칭 특징 점들을 함께 SfM 방식의 입력하여, 3차원 얼굴 복원 성능을 크게 향상 시켰다. 3 가지 포즈를 가지는 3장의 얼굴 영상들을 사용하고, 수동으로 얼굴 특징 점들을 찾았을 때, 제안 방법은 3mm이하의 3D RMS 에러를 보였으며, 자동적으로 특징 점을 찾았을 때는, 4mm 이하의 3D RMS 에러를 보였다.

향후에는 복원한 3차원 얼굴 정보를 활용하여, 입력된 얼굴 영상의 포즈 정규화를 통해, 기존의 얼굴 인식 시스템의 성능을 향상 시키는 연구를 수행할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] 손광훈, 신형철, 양옥일, “[특집]3차원 얼굴인식 기술 현황 및 전망,” *대한전자공학회 전자공학회지*, 제33권, 제1호, 46-56쪽, 2006년.
- [2] 양옥일, 손광훈, “방사 기저 함수 신경망을 이용한 3차원 얼굴인식,” *전자공학회논문지*, 제44권 SP편, 제 2호, 82-92쪽, 2007년.
- [3] 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.
- [4] F. Pighin, R. Szeliski and D. H. Salesin, “Modeling and animating realistic faces from images,” *International Journal of Computer Vision*, Vol. 50, No. 2, pp. 143-169, 2002.
- [5] U. Park, A. K. Jain, “3D model-based face recognition in video,” *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 4642, pp. 1085 - 1094, 2007.
- [6] C. Tomasi and T. Kanade, “Shape and motion from image streams under orthography: a factorization method,” *International Journal of Computer Vision*, Vol. 9, No. 2, pp. 137-154, 1992.
- [7] M. Marques, J. Costeira, “Estimating 3D shape from degenerate sequences with missing data,”

- Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 113, pp. 261 - 272, 2009.
- [8] T. Wiberg, "Computation of principal components when data are missing," in: *Proceedings Symposium of Computational Statistics*, pp. 229 - 326, 1976.
- [9] A. M. Buchanan, A. W. Fitzgibbon, "Damped Newton algorithms for matrix factorization with missing data," in: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 316-322, 2005.
- [10] Scanner specification, available at <http://www.cyberware.com/products/pdf/headFace.pdf>.
- [11] 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.
- [12] U. Park and A. K. Jain, "3D face reconstruction from stereo video," in: *Proceedings of the 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision*, pp. 41, 2006.
- [13] R. Szeliski and S. B. Kang, "Shape ambiguities in structure from motion", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 5, pp. 506-512, 1997.
- [14] H. Zabrodsky and D. Weinshall, "Using bilateral symmetry to improve 3D reconstruction from image sequences," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 67, No. 1, pp. 48-57, 1997.

 저 자 소 개



이 성 주(학생회원)
 2004년 연세대학교 전기전자공학부 학사 졸업.
 2006년 연세대학교 생체인식협동과정 석사 졸업.
 2010년 연세대학교 전기전자공학부 박사 과정.

<주관심분야 : 3차원 얼굴 복원, 생체 인식, 컴퓨터 비전>



김 재 회(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>



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

2000년 2월~2003년 2월 LG전자 기술원 Digital Vision Group 선임연구원.

2003년 3월~2008년 2월 상명대학교 소프트웨어대학 디지털 미디어 학부 전임 강사 및 조교수.

2008년 3월~현재 동국대학교 전자전기공학부 조교수 및 부교수.

2003년 8월~현재 생체인식연구센터 총괄과제 책임자.

<주관심분야 : Biometric 영상 처리, 패턴인식, 컴퓨터비전>