

3차원 모퍼블 모델을 위한 고속 계층적 ICIA 알고리즘

강봉남⁰¹, 최인호², 성재원², 김대진²

¹ 포항공과대학교 정보통신학과 지능형 미디어 연구실

bnkang@postech.ac.kr

² 포항공과대학교 컴퓨터공학과 지능형 미디어 연구실

{inchoi, jwsung, dkim}@postech.ac.kr

A Fast Hierarchical ICIA Algorithm for 3D Morphable Models

Bong-Nam Kang⁰¹, Inho Choi², Jaewon Sung², and Daijin Kim²

¹IM Lab, Dept. of Computer & Communication Eng., Pohang University of Science and Technology

²IM Lab, Dept. Computer Sci. & Eng., Pohang University of Science and Technology

요 약

2차원 기반의 얼굴 분석 및 처리 알고리즘은 포즈 및 조명에 강인하지 못한 문제점들이 존재한다. 이러한 이유로 3차원 기반의 얼굴 분석 및 처리 분야에 많은 연구를 진행하려 하였지만, 컴퓨팅 파워의 한계와 고속 스캐너의 부재 등으로 많은 연구가 진행되지 못하였다. 하지만 오늘날 하루가 다르게 빨라지고 있는 컴퓨터의 성능으로 인해 추출했던 연구들이 다시 진행되고 있다. 이에 본 논문에서는 영상 등록(Image Registration) 알고리즘의 한 종류인 Inverse Compositional Image Alignment 알고리즘을 3차원 모퍼블 모델에 적용 및 구현을 하였으며, 기존의 다른 영상 등록 알고리즘과 비교를 하였다.

1. 서 론

얼굴 검출, 인식 및 분석은 컴퓨터 비전과 패턴 인식 분야에서 매우 중요하며 흥미롭고 어려운 문제 중의 하나이다 [1]. 실제로 얼굴 인식 및 분석을 통한 인증 시스템이나 출입통제 시스템은 많은 연구가 진행되고 있으며, 상용화를 위한 기술개발도 많이 이루어지고 있다. 하지만 이런 대부분의 연구는 2D 기반으로 진행되고 있으며 이 때문에 2D가 갖는 문제점을 그대로 포함하고 있다 [2].

먼저 포즈에 많은 영향을 받으며, 조명 모델링이 어렵다는 문제점이 있다. 물론 2D 기반의 포즈에 강인한 얼굴 분석 및 처리 방법들이 많이 연구되고 개발되고 있으며 bilinear model등을 이용한 조명에 강인한 알고리즘도 많이 연구가 진행되고 있다 [3]. 하지만 입력영상이 2D라는 한계로 인하여 큰 발전이 없다는 것이다. 때문에 많은 연구자들은 3D기반의 얼굴 분석 및 처리 방법에 많은 관심을 가져왔으며, 많은 연구를 진행해왔다.

3D 기반의 얼굴 분석 및 처리 알고리즘은 시스템 성능의 한계, 3D data 수집의 어려움 및 3D 스캐너 성능의 문제 등으로 인하여 많은 연구가 진행되지 못했다. 하지만 CPU의 처리속도가 매우 빨라짐으로 인해서 3D 기반의 얼굴 연구가 다시 진행되고 있으며, 그 성능 또한 좋아지고 있다 [4,5].

본 논문에서는 3D 기반의 얼굴 처리 알고리즘을 위한 3D 얼굴 registration 또는 피팅(fitting) 알고리즘을 구현하였다. 특히 registration 알고리즘 중에서 Inverse

Compositional Image Alignment [6] 알고리즘을 3D Morphable Models에 적용하였으며, ICIA 알고리즘의 성능이 기타 다른 image registration 알고리즘 보다 뛰어난 성능을 지니는 특성을 비교 설명을 하였다.

2. 3차원 모퍼블 모델

Morphable model은 shape model과 texture model로 이루어져 있으며, 각 shape model과 texture model은 공통의 참조 좌표 상에서 구성이 된다. 공통의 참조 좌표 상에서 구성이 되어 있으므로 addition 연산에 대하여 닫혀 있다. 따라서, 각각의 얼굴들은 shape과 texture의 선형결합에 의해 표현할 수 있다 [8]. 각각의 3D shape은 3차원 데카르트 좌표계의 shape x,y,z를 uv 공통 좌표계로 사상을 시켜주는 s(u,v)를 통하여 표현을 한다. 마찬가지로 texture 또한 shape과 유사하게 표현을 한다.

$$S_{3 \times N} = S^0 + \sum_{k=1}^{N_s} \alpha_k \cdot S^k, \quad (1)$$

$$T_{3 \times N} = T^0 + \sum_{k=1}^{N_t} \beta_k \cdot T^k$$

여기서, S^0 와 T^0 각각은 mean face의 shape과 texture를 나타내고, S^k , T^k 는 shape model과 texture

model의 basis를 나타낸다. N_s , N_t 는 shape basis와 texture basis의 개수를 나타낸다.

2.1. Shape projection

3D shape model의 각 정점들을 2D 이미지 공간상의 (x,y)로의 사상은 초점거리 f , 회전행렬 R , 옮김벡터 t 에 의한 weak perspective projection을 사용한다.

$$P_{2 \times N} = f \cdot R_{2 \times 3} \cdot (S^0 + \sum_{k=1}^{N_s} \alpha_k \cdot S^k) + t_{2 \times 1} \cdot 1_{1 \times N} \quad (2)$$

보다 용이한 설명을 위해 weak perspective projection 파라미터를 $\rho = [f \text{vec}(R)^T t^T]^T$ 과 같이 사용하겠다

이후 본 논문에서는 정점 i 의 이미지 좌표계 (x, y)로의 투영을 벡터값 함수 $p(u_i, v_i; \alpha, \rho) = P_{\cdot, i}$ 로

표현하겠다. 이 함수는 파라미터 α, ρ 에 대하여 연속성을 갖는다. 마찬가지로 (u, v) 공간상에서도 연속성을 보장하기 위해서, triangle list를 사용 및 각 이웃점들을 이용하여 보간법(interpolation)을 사용한다. 한가지 주의해야 할 사항은 2D 사상을 했을 경우 전체 N_v 정점들 중에 N_{vv} 개의 정점만 보이고 나머지는 정점들은 가려짐 현상(self-occlusion)에 의해 보이지 않게 된다. 이를 shape projection $p(u_i, v_i; \alpha, \beta)$ 의 정의역이라고 정의를 하고, $\Omega(\alpha, \beta)$ 라 표기하겠다.

Inverse shape projection은 image frame (x, y)에서 참조 좌표계 (u, v)로의 사상을 말한다. Shape projection과 이것의 inverse shape projection의 composition을 기호 \circ 를 이용하여 다음과 같이 나타낸다. 즉 $p(u, v; \alpha, \rho) \circ p^{-1}(x, y; \alpha, \rho)$ 나타내며, 이는

$p(p^{-1}(x, y; \alpha, \rho); \alpha, \rho)$ 과 같은 표현이다. 그러나 좀 더 명확한 표현을 위해 전자의 표현을 사용하겠다. Inverse shape projection은 같은 파라미터에 대하여 shape projection과 inverse shape projection의 합성은 항등 함수와 같다는 공리에 따라 정의가 된다.

Axiom

$$p(u, v; \alpha, \rho) \circ p^{-1}(x, y; \alpha, \rho) = (x, y), \quad (3)$$

$$p^{-1}(x, y; \alpha, \rho) \circ p(u, v; \alpha, \rho) = (u, v),$$

Shape의 이산화 때문에, inverse shape projection 함수를 projection 함수의 형태로 나타내기에는 다소

어려운 면이 있다. 그러나 triangle list를 이용하여 계산할 수 있다. $\Psi(\alpha, \rho)$ 로 표기되며, 파라미터 α, ρ 에 의해 inverse가 존재하는 (x, y)의 정의역은 $p(u, v; \alpha, \rho)$ 의 영역과 같다. 이러한 (x, y)의 점들은 $p(u, v; \alpha, \rho)$ 투영에 의해 특정 하나의 triangle 위에 존재하게 된다. Inverse shape projection을 통하여 참조 공간으로의 사상된 (u, v) 점은 $p(u, v; \alpha, \rho)$ 투영에 의한 triangle의 상대적 위치와 uv공간상의 해당 triangle내의 상대적 위치는 같다. 그림 1은 이러한 과정을 보여준다

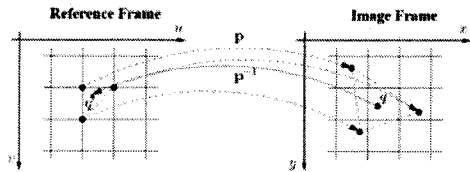


그림 1. Inverse shape projection $p^{-1}(x, y; \alpha, \rho)$ 는 xy 좌표계의 점 q를 uv 좌표계의 q'로 사상시킨다. 이 과정은 $p(u, v; \alpha, \rho)$ 에 의한 점 q를 포함한 triangle을 복원함으로써 구할 수 있다.

2.3. Texture mapping and its inverse

Shape model과 유사하게 texture model 또한 uv 참조 공간에서 정의가 된다. 또한, shape과 유사하게 정점 i 의 컬러 값을 벡터값 함수 $t(u_i, v_i; \beta)$ 에 의해 나타내며, triangle list와 보간법(interpolation)을 이용하여 연속 함수 $t(u, v; \beta)$ 로 확장 가능하다.

Fitting 알고리즘에서, 다음의 inverse texture $t^{-1}(u, v; \beta)$ 가 요구된다:

$$t^{-1}(t(u_i, v_i); \beta) = (u_i, v_i) - \sum_{k=1}^{N_t} \beta_k \cdot T_{\cdot, i}^k, \quad (4)$$

$T_{\cdot, i}^k$ 는 basis 행렬 T^k 의 i 번째의 열이다. 이 Inverse texture의 정의는 같은 파라미터에서 texture와 그 texture의 inverse와의 합성은 mean texture와 같음을 나타내기 위해 정의되었다: $t^{-1}(t(u_i, v_i; \beta); \beta) = T_{\cdot, i}^0$.

어떤 사물의 이미지 합성은 shape projection을 이용하여, 참조로부터 이미지 프레임으로 texture를 워핑(warping)함으로써 수행된다:

$$I(x_j, y_j; \alpha, \rho, \beta) = t(u, v; \beta) \circ p^{-1}(x_j, y_j; \alpha, \rho) \quad (5)$$

j 는 inverse shape이 존재하는 pixel들의 인덱스이다.

3. Image Alignment

3.1. LK Method

LK 알고리즘은 image registration 또는 image alignment로서 매우 잘 알려진 기술이다 [7]. LK 알고리즘은 템플릿 $T(u, v; 0)$ 를 입력 영상 $I(x, y)$ 에 맞추는데 다음의 에러를 최소화하는 파라미터 α 를 찾는 방법이다:

$$E = \min_{\alpha} \|I(x, y) \circ p(u, v; \alpha) - t(u, v; 0)\|^2 \quad (7)$$

여기서 함수 $p(\cdot)$ 는 다음의 성질을 만족하는

워핑(warping) 함수이다: $p^{-1}(x, y; \alpha) = p(u, v; \alpha)$.

LK 알고리즘은 초기 워핑 파라미터 α 가 주어지고, 매 번의 반복마다 에러를 최소화하는 $\delta\alpha$ 를 계산하여 파라미터 α 에 가산을 함으로써 파라미터를 갱신한다.

$$E = \min_{\delta\alpha} \|I(x, y) \circ p(u, v; \alpha + \delta\alpha) - t(u, v; 0)\|^2, \quad (8)$$

$$\alpha = \alpha + \delta\alpha$$

알고리즘은 위 과정을 에러가 수렴할 때까지 계속 반복을 한다.

3.2. Inverse Compositional Image Alignment

LK 알고리즘을 다음의 식과 같이 전개를 할 수 있다. 우선, 픽셀 값에 따른 이미지의 밝기 값이 선형관계가 아닌 비선형 관계이므로 테일러 1차 전개를 한 후, 업데이트 파라미터 $\delta\alpha$ 를 계산하기 위해 Hessian 행렬과 Jacobian 행렬을 계산한다:

$$E = \min_{\delta\alpha} \|I(x, y) \circ p(u, v; \alpha + \delta\alpha) - t(u, v; 0)\|^2,$$

$$= \min_{\delta\alpha} \left\| I(x, y) \circ p(u, v; \alpha) + \nabla I(x, y) \cdot \frac{\partial p}{\partial \alpha} \Big|_{\alpha=x, y} \cdot \delta\alpha - T(u, v; 0) \right\|^2$$

$$\delta\alpha = H^{-1} \cdot \sum_{x, y} \left[\nabla I(x, y) \cdot \frac{\partial p}{\partial \alpha} \Big|_{\alpha=x, y} \right]^T \cdot [T(u, v; 0) - I(x, y) \circ p(u, v; \alpha)],$$

$$H = \sum_{x, y} \left[\nabla I(x, y) \cdot \frac{\partial p}{\partial \alpha} \Big|_{\alpha=x, y} \right]^T \left[\nabla I(x, y) \cdot \frac{\partial p}{\partial \alpha} \Big|_{\alpha=x, y} \right] \quad (10)$$

Jacobian 행렬 $\nabla I(x, y) \cdot \frac{\partial p}{\partial \alpha}$ 는 $p(u, v; \alpha)$ 에서 추정되기

때문에, 또한 이미지 기울기 또한 (x, y) 에 따라 변경되기 때문에 매번 반복마다 갱신된 파라미터에 의해 계산이 되어야 한다. Hessian 행렬 또한 마찬가지로 매 반복마다 재계산 되어야 한다. 여기서, Jacobian 행렬과 Hessian 행렬이 상수화 되면, 즉 초기에 한번만 계산을 하면 되므로 한 반복 수행 시간이 단축이 되며, 이는 전체 수행 시간이 단축됨을 알 수가 있다. 이러한 방법이 Inverse Compositional Image Alignment(ICIA) 방법이다 [6]. ICIA는 템플릿과 입력 영상의 역할을 바꾸어 에러를 최소화 하는 파라미터를 찾는다:

$$E = \min_{\delta\alpha} \|T(u, v; 0) \circ p(u, v; \delta\alpha) - I(x, y) \circ p(u, v; \alpha)\|^2 \quad (11)$$

LK 알고리즘과 동일한 방법으로 테일러 1차 전개로 근사화 하여 에러를 최소화 하는 파라미터를 찾는다.

$$E = \min_{\delta\alpha} \|T(u, v; 0) \circ p(u, v; \delta\alpha) - I(x, y) \circ p(u, v; \alpha)\|^2$$

$$= \min_{\delta\alpha} \left\| T(u, v; 0) \circ p(u, v; 0) + \nabla T(u, v; 0) \cdot \frac{\partial p}{\partial \alpha} \Big|_{\alpha=0} \cdot \delta\alpha - I(x, y) \circ p(u, v; \alpha) \right\|^2.$$

위 식에서, Jacobian 행렬 $\nabla T(u, v; 0) \cdot \frac{\partial p}{\partial \alpha}$ 이 템플릿의

이미지 기울기와 $\frac{\partial p}{\partial \alpha}$ 의 행렬 곱으로 표현이 된다.

이미지 기울기는 템플릿에 대한 것이므로 초기에 한번만 미리 계산을 하여 사용할 수 있으며, 또한 $\frac{\partial p}{\partial \alpha}$ 는 $p(u, v; 0)$ 의 픽셀 집합에서만 계산이 되므로 마찬가지로 초기에 한번만 미리 계산을 하면 된다. 따라서, 결국 jacobian 행렬이 상수화됨을 알 수 있다.

$$\delta\alpha = H^{-1} \cdot \sum_{u, v} \left[\nabla T(u, v; 0) \cdot \frac{\partial p}{\partial \alpha} \Big|_{\alpha=0} \right]^T \cdot [I(x, y) \circ p(u, v; \alpha) - T(u, v; 0) \circ p(u, v; 0)],$$

$$H = \sum_{u, v} \left[\nabla T(u, v; 0) \cdot \frac{\partial p}{\partial \alpha} \Big|_{\alpha=0} \right]^T \left[\nabla T(u, v; 0) \cdot \frac{\partial p}{\partial \alpha} \Big|_{\alpha=0} \right] \quad (14)$$

Hessian 행렬 또한, 같은 원리에 의하여 초기에 한번만 계산하여 재사용하면 된다. 한가지 여기서 LK 알고리즘과 확연히 다른 부분은 파라미터 업데이트이다. LK 알고리즘에서는 현재의 파라미터에 추정된 업데이트 파라미터를 단순히 더함으로써, 다음 반복의 현재 파라미터로 사용을 하였는데, ICIA에서는 파라미터를 업데이트 하기 보다는 워핑 함수 자체를 다음과 같이 업데이트를 하게 된다:

$$p(u, v; \alpha) \leftarrow p(u, v; \alpha) \circ p^{-1}(u, v; \delta\alpha) \quad (15)$$

즉, 현재의 파라미터에 의한 워핑 집합을 업데이트 파라미터에 의한 워핑의 역함수와 합성을 하여 다음 반복의 워핑 집합으로 사용을 한다.

4. ICIA for the 3D Morphable Model

지금까지는 2D 이미지 영상에 대한 Image Registration 알고리즘에 대해서 설명을 하였다. 2D 기반의 Image Registration 알고리즘은 포즈의 변화 또는 조명 조건의 변화에 따른 많은 제약 사항이 존재하게 된다. 이를 해결하기 위해서 View-based approach, Illumination basis approach [6] 등 수많은 방법들이 제안 되었다.

본 논문에서는 얼굴 인식, 표정 인식 등에 관하여 Image Registration 알고리즘을 적용하기 때문에 포즈, 조명 등 제약 조건들을 해결하기 위해서 3D Morphable Model(3DMM)을 사용하며, 그에 따른 Image Registration 알고리즘을 제안 및 설명을 하겠다. 3DMM에서도 2D 이미지에서 사용하는 Image Registration 또는 Image Alignment 알고리즘을 사용할 수 있다. 3DMM에서 LK 알고리즘과 유사한 접근 방식을 적용한 알고리즘이 Stochastic Newton Optimization(SNO) [5] 알고리즘 이다. SNO 알고리즘은 이미지 기울기 기반 접근 방식이며, 마찬가지로 Jacobian 행렬과 Hessian 행렬의 매번 반복 마다 재계산을 해주어야 하기 때문에 전체 fitting 시간이 상당히 오래 걸린다. 따라서 Jacobian과 Hessian 행렬을 3DMM에서도 상수화 시켜 초기에 한번만 미리 계산을 하여 fitting 알고리즘이 동작하는 동안 재사용할 수 있다면 전체 fitting 수행 시간이 단축되어 보다 빠른 수행 성능을 보일 수 있을 것이다. 따라서 이번 장에서는 ICIA 알고리즘의 접근 방식을 3DMM에 적용 가능한 알고리즘을 설명하겠다.

4.1. ICIA applied to the 3DMM

3DMM에서 ICIA 알고리즘을 적용하기 위해서, 참조 좌표계를 도입하였다. 이는 모델 좌표계와 입력 영상 좌표계를 확연히 구분을 해줄뿐만 아니라 fitting 알고리즘을 이해하는 측면에서 또한 유용하다. 또한 2.2절에서 설명한 Inverse shape projection을 사용하여 다음과 같은 에러 함수를 정의할 하겠다:

$$E(\delta\gamma, \delta\beta, \gamma^d, \beta^c, \beta) = \frac{1}{2} \left\| t(u, v; \delta\beta) \circ p^{-1}(x, y; \gamma^d) \circ p(u, v; \gamma^d + \delta\gamma) - t^{-1}(I(x, y) \circ p(u, v; \gamma^c); \beta^c) \right\|^2 \quad (16)$$

위 에러 함수 또한 에러를 최소화 하는 파라미터를 찾게 된다. 2D에서 적용되는 ICIA 알고리즘과 또 다른 부분은 shape 파라미터 α 만

계산하고 갱신하는 것이 아니라 texture 파라미터 β 또한 계산하며 갱신을 한다는 것이다. γ 는 shape 파라미터 α 와 모션 파라미터 ρ 를 집합을 한 벡터 파라미터이다. 갱신할 γ 파라미터를 구하기 위해 모든 파라미터를 0으로 초기화 하고 $\delta\gamma$ 에 대해서 미분을 한다:

$$\frac{\partial C}{\partial \delta\gamma_k} = \frac{\partial \left(\left\| t(u, v; 0) \circ p^{-1}(x, y; \gamma^d) \circ p(u, v; \gamma^d + \delta\gamma) \right\| \right)^T}{\partial \delta\gamma_k} \Bigg|_{\delta\gamma=0} - t^{-1}(I(x, y) \circ p(u, v; \gamma^c); \beta^c) \quad (17)$$

여기서, 미분 방정식 우항의 첫번째 항은 다음과 같이 이미지 합성식으로 바꾸어 쓸 수 있으며, 이는 shape Jacobian 행렬을 나타낸다.

$$\begin{aligned} & \frac{\partial \left(\left\| t(u, v; 0) \circ p^{-1}(x, y; \gamma^d) \circ p(u, v; \gamma^d + \delta\gamma) \right\| \right)^T}{\partial \delta\gamma_k} \Bigg|_{\delta\gamma=0} \\ &= \frac{\partial \left(\left\| I^d(x, y; \gamma^d, 0) \circ p(u, v; \gamma^d + \delta\gamma) \right\| \right)^T}{\partial \delta\gamma_k} \Bigg|_{\delta\gamma=0} \\ &= \nabla I^d \cdot \frac{\partial p(\gamma^d + \delta\gamma)}{\partial \delta\gamma_k} \Bigg|_{\delta\gamma=0} \end{aligned} \quad (18)$$

위 첨자 d 를 갖는 파라미터는 Jacobian과 Hessian 행렬을 계산할 때 사용되는 사전에 정의가 되는 파라미터이다. 마찬가지로 shape jacobian 행렬과 유사하게 texture jacobian 행렬도 다음과 같이 계산을 해서 얻을 수 있다:

$$\frac{\partial C}{\partial \delta\beta_k} = \frac{\partial \left(\left\| t(u, v; \delta\beta) \circ p^{-1}(x, y; \gamma^d) \circ p(u, v; \gamma^d) \right\| \right)^T}{\partial \delta\beta_k} \Bigg|_{\delta\beta=0} - t^{-1}(I(x, y) \circ p(u, v; \gamma^c); \beta^c) \quad (19)$$

여기서 미분 방정식의 우항의 첫 번째 항은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\frac{\partial \left(\left\| t(u, v; \delta\beta) \circ p^{-1}(x, y; \gamma^d) \circ p(u, v; \gamma^d) \right\| \right)^T}{\partial \delta\beta_k} \Bigg|_{\delta\beta=0} = \frac{\partial \left(\left\| t(u, v; \delta\beta) \right\| \right)^T}{\partial \delta\beta_k} \Bigg|_{\delta\beta=0}, \text{ by Axiom: } p^{-1}(x, y; \gamma^d) \circ p(u, v; \gamma^d) = (u, v)$$

$$= \frac{\partial \left(T^0 + \sum_{k=1}^{N_s} \delta\beta_k \cdot T^k \right)}{\partial \delta\beta_k}$$

즉, 각 texture basis를 벡터화한 후 접합을 하면 texture Jacobian 행렬이 된다.

Shape 모델과 texture 모델의 조합된 Jacobian 행렬은 다음과 같이 쓸 수 있다: $J = [J^s \ J^t]^T$. 그리고

Hessian 행렬의 가우스 근사는 $H = J^T J$ 로 나타낼 수 있으며, 따라서 Gauss-Newton 업데이트는 다음의 식과 같이 나타낼 수 있다:

$$\begin{pmatrix} \delta\gamma \\ \delta\beta \end{pmatrix} = -H^{-1} \cdot J^T \cdot E \quad (21)$$

5. 실험 및 결과

본 논문 실험에 사용한 3D Morphable Model은 50개의 3D 얼굴 데이터로 만들었으며, 각각의 shape 모델과 texture 모델의 basis는 30개로 선택하였다.

보다 정교한 피팅을 위해서 shape의 prior를 제약조건으로 주었으며, 배경, 액세서리 등에 대하여 강인하게 동작을 하기 위해서 이상값에 해당하는 픽셀들은 Jacobian 및 Hessian 행렬을 계산을 할 때 고려하지 않았다.



그림 2 평균 얼굴의 Texture

그림 2는 실험에 사용된 3DMM 각 뷰 별 평균 얼굴의 텍스처를 나타낸다.

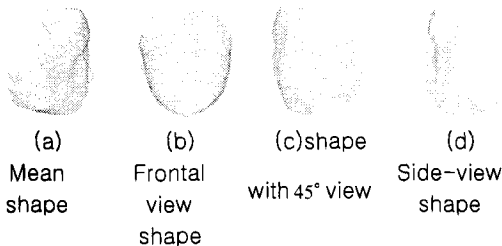


그림 3 Shape Projection

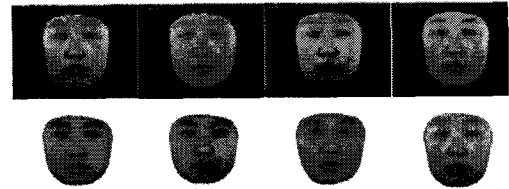
그림 3은 그림 2에 해당하는 3DMM의 평균 얼굴 shape을 2차원 xy 좌표계로 Shape projection을 수행한 결과이다. 3.(a)는 평균얼굴의 3차원 shape이며, (b),

(c), (d)는 각각 정면, 45° 측면, 90° 측면 뷰 방향으로 shape projection을 했을 때, 실제 보여지는 shape의 결과이다.

그림 4는 실제 피팅 과정을 보여주는 그림이다. (a), (b)의 그림에서 첫 번째 행 첫 번째 열은 입력 2차원 얼굴 데이터이고, 첫 번째 행의 나머지 열들은 피팅 수행 과정을 나타내며, 2번째 행의 열들은 피팅동안 추정된 파라미터로 복원된 3차원 얼굴 데이터이다.

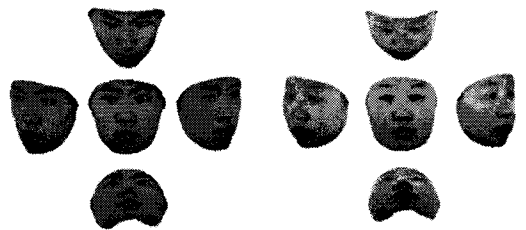


(a) Fitting Result of person 1



(b) Fitting Result of person 2

그림 4. 2명의 사람에 대한 피팅(fitting) 결과. 첫 번째 행과 세 번째 행은 피팅 과정을 나타내며, 두 번째, 네 번째 행은 피팅 결과 복원된 3D 얼굴이다.



(a) Reconstruction of Person 1 (b) Reconstruction of Person 2

그림 5. 피팅 완료 후 복원된 3D 얼굴이다. (a)는 Person 1에 대한 3차원 복원 결과이며 (b)는 Person 2에 대한 3차원 복원 결과이다.

그림 5은 그림 4에서 복원된 3차원 복원 얼굴 데이터를 각 뷰 별로 나타낸 그림이다. 위 실험 결과 그림에서도 알 수 있듯이 입력 얼굴 이미지와 매우 유사하게 복원됨을 알 수가 있다.

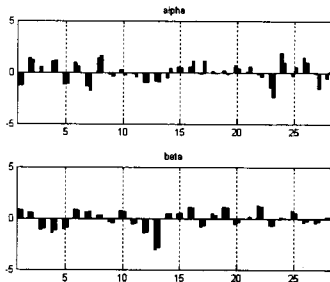


그림 6. Person 1의 복원된 shape과 texture 파라미터

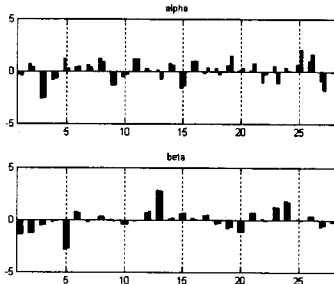


그림 7. Person 2의 복원된 shape과 texture 파라미터

그림 6, 7에서 각 막대 그래프는 shape과 texture basis의 계수를 나타낸다. 즉, shape 파라미터 texture 파라미터를 말한다. 각 basis의 계수 막대 그래프에서 왼쪽 막대 그래프는 ground truth를, 오른쪽 막대 그래프는 피팅 결과 추정된 shape과 texture 파라미터이다. ground truth와 매우 유사함을 알 수 있다.

6. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 기존의 2차원 기반의 얼굴 인식, 표정 인식을 하기 위한 Image Registration 알고리즘의 문제점을 개선하기 위한 3차원 얼굴 기반의 3D ICIA 알고리즘을 개선하였으며, 보다 정확하고 빠른 피팅 성능을 얻기 위하여 코드 최적화 기법을 적용하여 구현을 하였다.

하지만 초기 파라미터에 따른 피팅 성능이 저하되는 결과가 나타난다. 이 문제는 초기 파라미터를 자동적으로 얼마나 정확하게 설정을 하느냐 하는 문제이다. 따라서, 초기 파라미터 설정 문제는 Cylinder Model을 사용하여 해결할 수 있으며, 또한 보다 정확한 초기 파라미터 설정을 위해 Active Appearance Models과 Cylinder Models을 결합하여 성능 향상을 할 수 있을 것이다. 추후에 이러한 초기 파라미터 자동화 설정 알고리즘을 개발하고자 한다. 그리고 실시간

시스템 동작을 위해 보다 빠른 성능이 요구가 되는데, 피팅 초기에는 coarse model을 사용하고 피팅 중반에는 dense model을 사용하는 계층적 피팅 알고리즘을 추후에 개발하고자 한다.

참고문헌

- [1] X. Tan, S. Chen, Z. Zhou and F. Zhang, "Face recognition from a single image per person: A survey," *Pattern Recognition*, vol. 39, no. 9, pp. 1725-1745, 2006.
- [2] D. Beymer, "Face recognition under varying pose," *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 756-761, 1994.
- [3] P. N. Belhumeur and D. J. Kriegman, "What is the set of Images of an Object Under All possible Lighting Conditions?," *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 270-277, 1996.
- [4] S. Baker and I. Matthews, "Equivalence and efficiency of image alignment algorithms," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 1090-1097, Dec, 2001.
- [4] M. J. Jones and T. Poggio, "Multidimensional Morphable Models: A Framework for Representing and Matching Object Classes," *International Journal of Computer Vision*, vol. 2, no. 29, pp. 107-131, 1998.
- [5] V. Blanz and T. Vetter, "A Morphable Model For The Synthesis Of 3D Faces," *Proc. of the 26th annual Conf. Computer graphics and interactive techniques*, pp. 187-194, 1999.
- [6] T. Cootes, K. Walker, and C. Taylor, "View-based active appearance models," *In Automatic Face and Gesture Recognition*, vol. 3, no. 2, pp. 227-232, April, 2000.
- [7] B. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," *International Joint Conferences on Artificial Intelligence*, pp.674-679, April, 1981.
- [8] T. Vetter and T. Poggio, "Linear object classes and image synthesis from a single example image," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp.733-742, July, 1997

Acknowledgement

이 연구(논문)는 산업자원부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 연구개발사업(인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었습니다.

본 과제(결과물)는 교육인적자원부, 산업자원부, 노동부의 출연금으로 수행한 최우수실형실지원사업의 연구결과입니다