
픽셀 수와 정점들 간의 차이를 보완하는 Morphable 모델

Morphable Model to Interpolate Difference between Number of Pixels and Number of Vertices

고방현, 이종원, 문현준, 김용국, 문승빈
세종대학교 컴퓨터공학부

Bang-Hyun Ko(iaeiou@naver.com), Jong-Weon Lee(jwlee@sejong.ac.kr),
Hyeon-Joon Moon(hmoon@sejong.ac.kr), Yong-Guk Kim(ykim@sejong.ac.kr),
Seung-Bin Moon(sbmoon@sejong.ac.kr)*

요약

CCTV, 로봇 등의 시스템으로부터 획득된 이미지에는 많은 얼굴 영상이 포함되어 있다. 영상 데이터의 급증으로 이들을 수동 처리하는 것은 어렵고 자동으로 처리할 필요가 있다. 또한 기업은 새로운 기술을 보호하고자 더욱 자동화된 보안 시스템을 요구한다. 그러한 문제를 해결하고자 얼굴인식, 동공인식, 지문인식 등의 방법이 사용된다. 얼굴인식 방법이 직접적인 접촉을 요구하지 않아 많이 사용되고 있으나 현재 주로 사용되는 2차원 방식에는 한계가 있으며 이러한 것을 해결할 방안으로 Morphable 모델을 생각할 수 있다. MPI에서 만들어진 기존의 Morphable 모델은 텍스처(texture), 지오메트리(geometry)와 같은 대량의 데이터로 구성된다. 본 논문은 이러한 용량을 줄이고자 GeometriX에 기반한 Morphable 모델 생성을 다룬다.

■ 중심어 : | 모퍼블 모델 | 메쉬 축소 | 얼굴인식 | 폴리곤 축소 |

Abstract

The images, which were acquired from various systems such as CCTV and Robot, include many human faces. Because of a rapid increase in visual data, we cannot process these manually; rather we need to do these automatically. Furthermore, companies require automatic security systems to protect their new technology. There are various options available to us, including face recognition, iris recognition and fingerprint recognition. Face recognition is preferable since it does not require direct contact. However, the standard 2-Dimensional method is limited, so Morphable Models may be recommended as an alternative. The original morphable model, made by MPI, contains a large quantity of data such as texture and geometry data. This paper presents a Geometrix-based morphable model designed to reduce this data capacity.

■ keyword : | Morphable Model | Mesh Simplification | Face Recognition | Level of Detail |

1. 서론

최근 폐쇄회로, CCTV, 캠코더, 게임 등 영상을 통해

수집된 자료에는 사람의 얼굴이 주축을 담당하고 있다. 영상 자료의 양은 기하급수적으로 늘어나는 추세며 이런 내용을 수동으로 분석하는 일은 어느덧 한계에 이르렀고

접수번호 : #061229-003
접수일자 : 2006년 12월 29일

심사완료일 : 2007년 02월 02일
교신저자 : 이종원, e-mail : jwlee@sejong.ac.kr

이는 자동화가 필요한 시점을 사용자에게 요구한다. 또한, 기술의 발달과 더불어 글로벌 기업의 보안이 한층 심화하고 있다. 잘 만든 기술도 중요하지만 비밀 유지 또한 중요하기 때문이다. 보통 연구소 정문이나 본사 제한 구역에서의 얼굴 인식 시스템은 산업스파이나 내부유출자의 색출해줌으로써 보안 감시 능력을 향상시킬 수 있는 새로운 보안 대책으로 활용되려는 추세이다.

이러한 관심과 더불어 얼굴 인식에 대한 개발이 활기를 띠게 되었다. 이는 입력된 영상에 존재하는 사람의 얼굴을 검출하여 데이터베이스에 저장된 얼굴 영상들과 비교하고 그 신원을 인증 또는 인식하는 기술로 요약할 수 있다. 얼굴인식 기술의 장점은 다른 생체인식기술인 지문인식 홍채인식, 정맥인식 등과는 달리 자신의 신체 일부를 인식장치에 직접 접촉이 불필요하므로 다른 방식보다 생체정보의 획득방법에서 강제성이 적고 다른 생체인식 기술이 사용자에게 줄 수 있는 거부감과 불편함이 존재하지 않는다. 이러한 특징들을 바탕으로 최근 얼굴인식에 대한 연구는 정지된 얼굴 영상에서부터 비디오 영상을 통한 얼굴인식에 이르기까지 광범위한 분야에서 적극적으로 진행됐다.

영상 정보 중에서 영상 이미지상의 얼굴은 육안으로 매우 쉽게 식별할 수 있다. 사람의 인식체계를 모델링하여 만든 비전시스템을 사용해서 얼굴을 자동으로 판별하고 인식할 수 있다. 하지만, 비전시스템은 여전히 사람이 식별한 결과와 비교할 경우 매우 떨어진다. 2차원 기반의 비전 시스템으로 구성되었기 때문에 나타나는 한계다. 이를 해결하고자 3차원 기반의 얼굴 인식 시스템이 도입되었다. 자세와 환경 그리고 표정에 융통성을 더할 수 있고 기존 방식인 평면상에서 분석하는 방법보다 정확한 Morphable 모델을 사용하는 것이 되겠다.

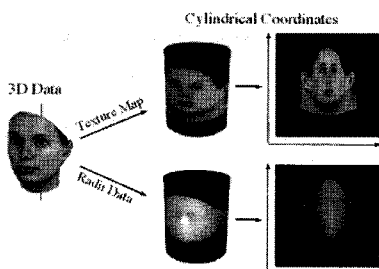


그림 1. 동일 형태의 텍스처와 지오메트리[1]

기존의 MPI(Max Planck Institute)에서 만들어진 Morphable 모델 생성 방법은 Cyberware[6]장비에 특화되어 있다. Cyberware장비는 스캔할 때의 회전축을 기준으로 한 반지름 값 즉 깊이 값을 가지는 지오메트리와 해당 위치의 피부 색상을 나타내는 RGB 값인 텍스처 데이터를 가지는 두 가지 상이한 수치 값의 동일한 데이터 형태를 생성한다. 하지만, 고해상도에 따른 고용량과 많은 시간을 가지기 때문에 데이터를 처리하려면 시간이 상당히 걸리고 실시간 처리는 어렵다. 하지만 GeometriX사의 장비를 사용한 모델생성은 획득 시간이 빠르다. 위아래로 놓인 두 대의 카메라가 모델 정면을 사진 촬영하고 조금씩 다른 사진을 만들어 그 차이를 이용하여 얼굴 굴곡(face geometry)을 생성한다. 이때 생성된 정점 수는 생성된 텍스처 데이터 보다 현저히 적다. 이는 두 이미지의 차이를 기준으로 생성되었기 때문에 나타나는 것이다. 이에 본 논문에서는 얼굴 특징을 표현할 수 있는 최소 이상의 정점 데이터와 GeometricX 스테레오(stereo) 카메라[3]를 사용하여 기본으로 생성되는 두 사진을 활용한 Morphable 모델을 생성한다. 이때 장비의 특성을 활용하는 방법을 적용한다. 최종적으로 모델의 얼굴굴곡을 단순화한다.

II. 획득된 데이터 처리

1. 전처리(preprocess)

GeometriX장비로 스캔하여 두 개의 파일을 생성한다. 첫 번째는 얼굴 굴곡과 텍스처 참조정보를 가진 obj 파일이다. 두 번째는 jpg 확장자를 가지는 텍스처 파일이다. 가공하지 않은 데이터는 Morphable 모델 생성에 불필요한 데이터를 가졌기 때문에 데이터 처리에 대용량이 필요하다. 전처리를 통하여 필요한 부분만 사용하기 위해서 면진 이미지들의 두 눈의 각 중점과 입의 중점을 기록하여 목록(파일 Geye.txt)을 만든다.

GeometriX장비로 스캔한 가공하지 않은 데이터는 Morphable 모델 생성에 불필요한 데이터를 가져서 자료 처리에 대용량을 요구한다. 전처리를 통하여 필요한 부분만 사용하기 위해서 우선 이미지에서 두 눈의 각 중점

과 입의 중점을 기록하여 목록(파일 Geye.txt)을 만든다.



그림 2. GeometriX로 획득된 비가공데이터

또한, 여러 사람은 각각 자세와 중심위치가 조금씩 틀리다. Morphable 모델은 최종적으로 이들을 하나로 합쳐서 동일 위상의 정점 간에 평균을 구한다. 그래서 인물들은 확대, 축소, 이동 그리고 회전등의 변환을 통하여 같은 크기와 시선을 가질 필요가 있다. 작업과정 중에 obj 파일에서 정점데이터와 텍스처 참조데이터 그리고 정점도폴리 내용도 병행하여 변경한다.

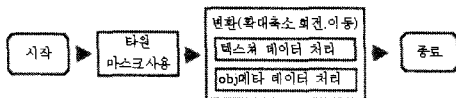


그림 3. 가공하지 않은 데이터를 전처리

데이터로 획득된 이미지파일(jpg형식)에서 두 눈과 입술의 좌표를 구한다. 이때 왼쪽 눈, 오른쪽 눈 그리고 입술은 중심점 위치를 잡는다.

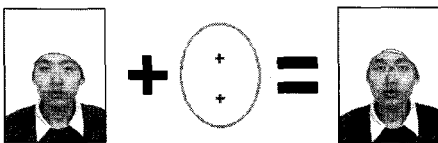


그림 4. 마스크와 변환을 사용한 전처리

- A. 원본 이미지를 읽은 후 두 눈 사이 좌표와 입술 중앙 점을 타원의 두 초점으로 둔다.
- B. 두 초점을 기준으로 가상의 타원을 만들고 내부의 각 픽셀을 읽는다.
- C. 각 픽셀을 축소 이동 회전을 적용한다.
- D. B~C까지의 명령을 타원 내부의 모든 픽셀에 적용한다.
- E. A~E까지의 명령을 Geye.txt파일 안의 인물 목록 모두에 적용한다.



그림 5. 전처리된 이미지

전 처리된 텍스처 파일에서 참조되지 않는 메쉬(mesh)와 정점을 새로 만들어진 obj 파일에서 제외한다.

2. 광류(opticalflow) 적용

모델 생성 중간 단계에서 모든 데이터 얼굴을 평균해서 모델을 생성한다. 단순히 두 이미지를 픽셀별 평균을 만들면 결과는 흐릿해진다.

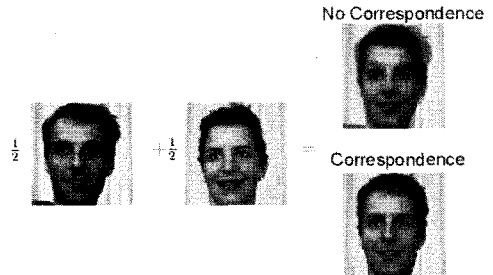


그림 6. "Morphable Models of Faces"[10]

전처리된 이미지 중에서 뚜렷한 얼굴을 기준(reference) 얼굴로 두고 나머지 이미지들을 대상(target) 얼굴로 둔다. 기준에 대하여 대상들을 픽셀별로 광류를 적용하면 대상들 각각의 고유한 안면 형태를 보존하면서도 기준 얼굴을 중심으로 픽셀을 재배열할 수 있다.

III. GeometriX용 Morphable 모델 생성

1. Pixel-to-Vertex Map (PVM) 사용

1.1 GeometriX에 적합한 계산량 축소 방법 필요

테스트에 사용된 가공하지 않은 데이터에서 전처리 적용 후 필요한 부분만을 추출한 데이터양은 정점 약 4000개, 이미지(텍스처)픽셀 120X160개이다. 전체 데이터를 대표할 수 있는 일부 데이터만을 사용하여 계산량을 줄이면서 원본과 거의 유사한 정확도를 가지는 다변량 데

이터 처리 방법인 PCA(Principal Component Analysis)를 사용한다. PCA는 얼굴 굴곡 데이터를 처리하는 셰이프(shape) 함수와 픽셀을 처리하는 텍스처 함수에 각각 적용한다[6].

1.2 PCA에 부적합한 GeometriX 데이터

GeometriX[3]로 획득된 가공하지 않은 데이터는 스테레오카메라를 사용하여 두 장의 이미지를 얻는다. 이를 바탕으로 얼굴 굴곡을 구성하여 정점의 위치 정보를 가지는 셰이프(shape) 데이터를 생성한다. 이때 전체 픽셀 중 해당 정점에 대응하는 이미지상의 값(텍스처가 될 RGB 값)은 일부 픽셀만 사용된다. 즉 정점 수는 픽셀보다 현저히 작아서 PCA[9]를 적용할 수 없다.

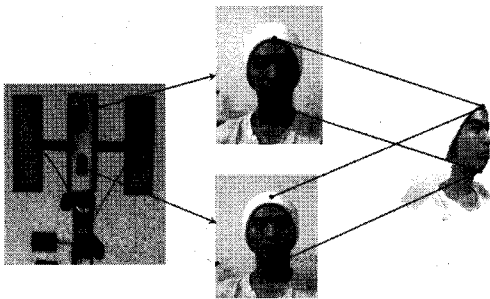


그림 7. 입체 3차원 인물은 GeometriX로 찍은 사진 두 장으로부터 복원된다.

1.3. Vertex Average By PixelMap

위의 문제를 해결하기 위하여 전체 정점을 참조하는 픽셀에 연결한 화소맵(pixelmap)을 만든다. 모든 얼굴(face) 데이터에 대하여 화소맵을 만들며 결과적으로 얼굴마다 다른 화소맵이 생성되어 픽셀간의 위치와 숫자가 제각각이다. 상이한 화소맵들을 더해서는 평균모형을 생성할 수 없다. 학습용 데이터(train set)에서 특정한 하나를 기준(reference) 모델로 정하고 이에 해당하는 화소맵과 동일하도록 나머지 학습용 데이터들을 대상(target)으로 정한다. 기준의 화소맵과 동일하게 대상의 화소맵을 맞춘다. 기준 화소맵의 동일 위치에 대상 화소맵의 픽셀이 없을 경우 보간을 통해 생성한다[2].



그림 8. 마스크의 사용 예

2. Face Space based on PCA

레이저 스캔을 통해 생성된 M+1개의 3D 얼굴을 확보하여 전처리를 하였다. 그 중에서 하나를 기준 얼굴로 두고 나머지 M 개를 대상 얼굴로 둔다. 대상 얼굴들을 각각 기준 레이저 스캔과 일치시킨다[7].

각 얼굴은 N_V 개 공간상에서 정점들과 N_V 개의 픽셀 값을 가지고 있다. 정점과 픽셀은 각각 쌍으로 있으며 이들을 순서에 따라 기준과 일치 시킨다. 대상에 속하는 모든 얼굴들을 한결같이 다룬다. 3차원 공간에서 모든 얼굴의 정점 모음을 셰이프 매트릭스 S라 두고 이에 대응하는 모든 얼굴 텍스처 2차원 평면에서 사용되는 픽셀 모음을 텍스처 매트릭스 T라 둔다.

$$S = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_{N_V} \\ y_1 & y_2 & \dots & y_{N_V} \\ z_1 & z_2 & \dots & z_{N_V} \end{pmatrix}, \quad T = \begin{pmatrix} r_1 & r_2 & \dots & r_{N_V} \\ g_1 & g_2 & \dots & g_{N_V} \\ b_1 & b_2 & \dots & b_{N_V} \end{pmatrix} \quad (1)$$

선형 얼굴 공간을 만들 때, M개 각 얼굴의 셰이프 S_i 와 텍스처 T_i 의 선형 조합을 사용하여 새로운 얼굴을 만들 수 있다.

$$S = \sum_{i=1}^M \alpha_i \cdot S_i, \quad T = \sum_{i=1}^M \beta_i \cdot T_i \quad (2)$$

식 (2)은 셰이프와 텍스처에서 균등한 분포를 갖는다. 이러한 분포는 α_i 또는 $\beta_i \gg 1$ 일 경우 얼굴의 형태를 가질 수 없기 때문에 셰이프 공간과 텍스처 공간이 Gaussian 확률 분포를 가진다고 가정한다. PCA는 공분산 매트릭스를 대각화하는 것(de-correlate)과 같이 공간 변환을 하는 통계적인 방법을 제공한다. PCA는 셰이프와 텍스처가 서로 간에 미치는 상관성(correlation)을 분리 적용한다. PCA를 셰이프와 텍스처에 직접 적용하기 위해서 셰이프의 평균 S를 개개인의 얼굴에서 빼고

이들을 각각 나열하여 결과를 차곡차곡 스택(stack)하여 데이터 매트릭스 A를 만든다. A에 Singular Value Decomposition[4]을 적용하여 생성된 공분산 매트릭스 C에서 기저벡터를 구한다.

$$\begin{aligned} \bar{S} &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M S_i, \quad a_i = \text{vec}(S_i - \bar{S}), \\ A &= (a_1, a_2, \dots, a_M) = UAV^T \\ C &= \frac{1}{M} AA^T = \frac{1}{M} UA^2U^T \end{aligned} \quad (3)$$

vec(S)는 S의 칼럼(column)을 스택 한다. 직교 매트릭스 U의 칼럼 M개는 공분산 매트릭스 C의 기저벡터이고, $\sigma_i^2 = \frac{\lambda_i^2}{M}$ 는 U의 고유치(λ_i 는 내림차순으로 정렬된 대각화된 매트릭스 Λ 의 요소)들이다. $S^i = U_{:,i}^{(3)}$ 에 의하여 U의 i칼럼을 $U_{:,i}$ 라 두고, $3 \times N_p$ 매트릭스가 되는 주요소(principal component) i 를 둔다. $a_m^{(n)}$ 표시는 $m \times 1$ 벡터를 $n \times (m/n)$ 매트릭스로 폴드(fold)한 것이다.

$$S = \bar{S} + \sum_{i=1}^M \alpha_i \cdot S_i, \quad T = \bar{T} + \sum_{i=1}^M \beta_i \cdot T_i \quad (4)$$

식 (4)는 각 텍스처와 셰이프 각각에 적용된 선형조합으로 중간 모델을 생성할 수 있다.

3. 모델 정밀도 간략화

만들어진 모델은 이마와 뺨 부분을 중점으로 불필요한 데이터를 가지고 있다. 간선과 양쪽 두 정점을 한 쌍으로 하는 짝(pair)을 제거하고 새로운 정점으로 대체하는 압축(contraction)을 반복한다. 이때 새로운 정점의 위치는 주위 평면과 제곱 거리 합을 벡터적으로 해석한 QEM(Quadric Error Metric)[5][7]를 사용한다.

3.1 QEM사용한 새로운 정점 생성

짝을 (v_1, v_2) 로 정의한다. 짝이 모서리 또는 $\|v_1 - v_2\| < t$ (t 는 문턱 값 인수)이면 삭제 대상이다.

각 정점에서 만나는 삼각형 면의 집합 해는 각 정점이다. 각 정점에서 면 집합을 결합하면 해당 면에 대한 거리 제곱의 합으로 정점 오차(error)를 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} v \Delta(v) &= \Delta([v_x \ v_y \ v_z \ 1]^T) \\ &= \sum_{p \in \text{planes}(v)} (p^T v)^2 \end{aligned} \quad (5)$$

($P = [abcd]^T$ 는 $a^2 + b^2 + c^2 = 1$ 인 식 $ax + by + cz + d = 0$) 정점에서 면 집합은 해당 정점을 충족하는 삼각형의 면으로 초기화된다. 위 식의 오차는 아래의 이차식으로 계산한다.

$$K_p = pp^T = \begin{bmatrix} a^2 & ab & ac & ad \\ ab & b^2 & bc & bd \\ ac & bc & c^2 & cd \\ ad & bd & cd & d^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \Delta(v) &= \sum_{p \in \text{planes}(v)} (v^T p)(p^T v) \\ &= \sum_{p \in \text{planes}(v)} v^T (pp^T) v \\ &= v^T \left(\sum_{p \in \text{planes}(v)} K_p \right) v \end{aligned} \quad (7)$$

오차 이차 K_p 는 공간상의 특정 정점과 평면P와의 거리 제곱을 찾으며 K_p 를 모두 더하면 Q 매트릭스가 된다. 반복 압축하는 동안 정점이 없어질 경우 오차 정도를 알려줄 4x4 매트릭스 Q를 각 정점에 할당하고 오차 정점 $v = [v_x \ v_y \ v_z \ 1]^T$ 를 2차 식 $\Delta(v) = v^T Q v$ 로 정의한다. $\Delta(v) = \epsilon$ 는 이차 곡면(surface)을 가지며 모든 정점 집합에서 Q에 관한 오차는 ϵ 를 가진다. 압축할 짝 $(v_1, v_2) \rightarrow \bar{v}$ 에서 \bar{v} 에 대한 오차를 근사하는 새로운 매트릭스 \bar{Q} 를 유도해야 한다. 단순 가산 공식 $\bar{Q} = Q_1 + Q_2$ 사용하기 위해 선택했다. 압축 $(v_1, v_2) \rightarrow \bar{v}$ 는 $\Delta(\bar{v})$ 를 최소화하는 \bar{v} 위치를 찾는다. 에리 함수 Δ 가 이차이며 최소 해법은 선형으로 $\partial \Delta / \partial x = \partial \Delta / \partial y = \partial \Delta / \partial z = 0$ 을 풀어 \bar{v} 를 찾는다.

$$\begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} & q_{14} \\ q_{12} & q_{22} & q_{23} & q_{24} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} & q_{34} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \bar{v} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

3.2 간략화 요약

인접 그래프 구조를 사용한 모델링을 한다. 모든 정점, 간선 그리고 면은 분명하게 표현되어 함께 연결된다. 유효한 짝 셋(pair set)을 추적하기 위해 각 정점은 자신의 인접 정점 목록을 유지한다. 알고리즘은 간단히 다음과 같이 요약할 수 있다.

1. 모든 초기 정점에서 Q매트릭스를 구한다.
2. 모든 유효한 짝(pair)을 선택한다.
3. 각각 유효한 짝 (v_1, v_2) 에 대한 최적의 contraction 대상 \bar{v} 를 구한다. 이 대상정점 $\bar{v}^T(Q_1 + Q_2) \bar{v}$ 의 에러는 그 짝 압축 비용이 된다.
4. 최소 키를 비용으로 하는 힙자료구조의 원소에 모든 짝을 넣는다.
5. 반복적으로 힙으로부터 비용이 최소 되는 짝 (v_1, v_2) 를 삭제하면서 v_1 에 관한 모든 유효한 짝의 비용을 갱신한다.

IV. 모델 생성 결과

한국인 얼굴 각각에 전처리를 사용해서 눈의 중심과 입의 중심을 기준으로 하는 타원 크기만큼 이미지를 추출하였다. 모든 얼굴의 눈, 코, 입 등이 일정한 위치를 가지도록 줄 맞추어(align)할 필요가 있다. 100명 중에서 이 목구비가 뚜렷한 것을 기준(reference)으로 두고 나머지 얼굴을 대상(target)으로 두어 광류(optical flow)를 적용하였다. [그림 9]는 전처리와 광류를 적용해서 렌더링한 얼굴이다.



그림 9. 전처리와 광류를 적용

얼굴은 텍스처와 셰이프로 구성된다. 셰이프를 구성하는 정점 개수는 텍스처를 구성하는 픽셀의 수와 다르다. 3장의 보간을 사용해서 부족한 정점 수를 픽셀 수와 같게 늘려주어 Morphable 모델을 생성하였다.



그림 10. 생성된 Morphable 모델

육안으로 보았을 때 10313개 메쉬를 가진 [그림 10]의 Morphable 모델은 이마, 뺨 등을 간략화할 수 있겠다. [그림 11]은 간략화를 적용해서 불필요한 메쉬를 줄이고 최종적으로 메쉬 용량에 따른 Morphable 모델 3개를 만들었다. 2345개 메쉬로 구성된 [그림 9]의 a 모델이 육안으로 보았을 때 알맞은 모델이 되겠다. 과도한 메쉬 삭제로 b와 c는 왜곡된 모델임을 알 수 있다.



a.Mesh = 2345 b.Mesh = 1689 c.Mesh = 1343

그림 11. Morphable 모델의 메쉬를 줄인 결과

V. 결론 및 향후 발전계획

GeometriX장비는 내부적으로 스테레오 카메라를 사용한 알고리즘을 사용해서 인물을 스캔하고 얼굴의 지오메트리를 만든다. 얼굴을 구성하는 정점 데이터 블록과 텍스처 데이터 블록은 MPI와는 달리 데이터 내부 형태

가 다르다. 정점데이터와 텍스처 데이터에 PCA를 적용할 방법을 찾을 수 없다. 이 점을 해결하고자 데이터를 지금까지와는 다른 처리 과정을 생각하였다.

본 논문에서는 픽셀 수와 정점 수를 같게 만들어 정점에 대한 연산과 픽셀에 대한 연산을 동일하게 적용 가능하도록 정점의 데이터 구성을 변경하였다. 새로 구성된 데이터를 사용해서 PCA 과정을 정점과 픽셀에 동시에 적용할 수 있다. 이후 과정은 기존의 MPI 방식과 동일하게 전개 후 생성된 모델의 이마나 볼에서 불필요한 데이터를 제거하여 모델을 생성한다.

추후 본 연구를 바탕으로 일반적으로 나타날 수 있는 환경 변화에 따른 모델 생성 구현이 필요하다.

첫째, 스캔할 때 인물 뒤의 조명에 대한 효과가 없다. 2차원 이미지 상에 보이는 모델은 대개 주위 환경에 따라서 본 얼굴이 다르게 보일 수 있다. 더구나 역광이 있을 경우는 어둡게 이미지가 나올 것이다. 이때는 이미지 프로세싱을 통해서 전체적인 이미지의 밝기와 대비에 변화를 주어야 할 것이다.

둘째, 3차원에서 다루는 Morphable 모델은 가능하면 다양한 환경에서 활용하고자 만들어진 것이다. 즉 인물의 물리적인 형태 표정, 자세, 스타일 등이 이미지 획득에 영향을 줄 수 있다. 모델의 표정이 바뀌거나 또는 일부가 가려져서 나타나지 않을 때 복원하거나 모핑을 통한 다른 얼굴로 변경할 수 있는 상태까지 예측해서 만들 수 있는 부분을 보완할 수 있다.

마지막으로 생성된 모델에서 데이터를 제거하는 것만이 얼굴인식에 좋은 결과를 가져오는 것은 아니다. 많은 시간과 처리 비용을 허용하더라도 더욱 정확한 인식 결과를 얻고자 한다면 Curved PN Triangles[8]를 사용하여 정점을 증가시켜 보는 것도 하나의 방법이 될 수 있다. 더욱 세분화된 mesh를 가지고 정교한 인식이 가능하기 때문이다.

참고 문헌

- [1] T. Vetter and V. Blanz, "Estimating coloured 3D face models from single images: An example based approach," In Burkhardt and Neumann,

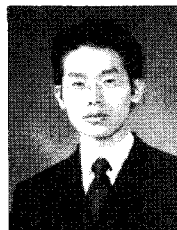
editors, Computer Vision-ECCV 98 Vol.II, Freiburg, Germany, Springer, Lecture Notes in Computer Science1407, 1998.

- [2] T. H. Hong, H. B. Kim, H. J. Moon, Y. G. Kim, J. W. Lee, and S. B. Moon, "Face Representation Method Using Pixel-to-Vertex Map (PVM) for 3D Model Based Face Recognition," LNCS, Vol.3979, pp.21-28, 2006.
- [3] <http://www.geometrix.com>
- [4] S. Romdhani, V. Blanz, C. Basso, and T. Vetter, "Morphable Models of Faces," Chapter 10 of Handbook of Face Recognition. Springer-Verlag, 2004.
- [5] M. Garl and P. S. Heckbert, "Surface Simplification Using Quadric Error Metrics," Proceedings of SIGGRAPH 97, pp.209-216, 1997.
- [6] <http://www.cyberware.com>
- [7] M. Garl and P. S. Heckbert, "Simplifying Surfaces with Color and Texture using Quadric Error Metrics," Proc. IEEE Visualization 98, IEEE CS Press, Los Alamitos, Calif., pp.263-270, 1998.
- [8] A. Vlachos, J. Peters, C. Boyd, and J. L. Mitchell, "Curved PN Triangles," Proc. Symposium on Interactive 3D Graphics, 2001, ACM Press, New York, USA, pp.159-166, 2001.
- [9] <http://sasmania.com/zb41/contents.php?id=227&PHPSSESSID>

저자 소개

고 방 현(Bang-Hyun Ko)

준회원

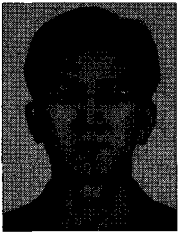


- 2005년 2월 : 세종대학교 지구정보 과학과 (이학사)
- 2005년 2월 : 세종대학교 컴퓨터공학과 (공학사)
- 2005년 3월 ~ 현재 : 세종대학교 디지털콘텐츠학과 석사과정

<관심분야> : 컴퓨터 그래픽, 얼굴인식, 컴퓨터게임

이 종 원(Jong-Weon Lee)

중신회원



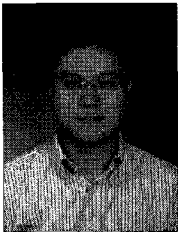
- 1989년 6월 : 오희오대학교 전기공학과 (공학사)
- 1991년 6월 : 위스콘신대학교 전기공학과 (공학석사)
- 2002년 5월 : U. Southern California 컴퓨터사이언스학과 (공학박사)

• 2002년 8월 ~ 현재 : 세종대학교 디지털콘텐츠학과 조교수

<관심분야> : 컴퓨터그래픽, Augmented Reality, 디지털콘텐츠, Ubiquitous Computing, 가상현실, Computer Vision, Computer Games

문 현 준(Hyeon-Joon Moon)

정회원



- 1990년 2월 : 고려대학교 전자공학과 (공학사)
- 1992년 2월 : 뉴욕주립대(SUNY Buffalo) 컴퓨터공학과 (공학석사)
- 1996년 1월 ~ 1999년 10월 : 미국 국방성 육군연구소 (Adelphi, MD) - 선임연구원

• 1996년 11월 ~ 2003년 2월 : Viisage Technology (Littleton, MA) - 책임연구원

• 1999년 2월 : 뉴욕주립대(SUNY Buffalo) 컴퓨터공학과 (공학박사)

• 2004년 3월 ~ 현재 : 세종대학교 컴퓨터공학과 부교수

<관심분야> : 생체인식, 패턴인식, 컴퓨터비전

김 용 국(Yong-Guk Kim)

정회원



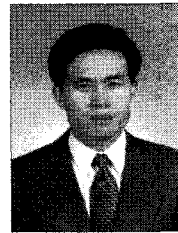
- 1982년 2월 : 고려대학교 전기공학과 (학사)
- 1984년 2월 : 고려대학교 전기공학과 (석사)
- 1998년 2월 : 캠브리지대학교 컴퓨터학과 (박사)

• 2001년 3월 ~ 현재 : 세종 대학교 컴퓨터공학과 부교수 (컴퓨터공학부장)

<관심분야> : HCI, Computational Vision, Face and Facial Expression Recognition

문 승 빈(Seung-Bin Moon)

정회원



- BSEE, MyongJi University, Seoul, Korea, 1985 (공학사)
- MSEE, University of Michigan, Ann Arbor, USA, 1988 (공학석사)
- Ph.D., Purdue University, W. Lafayette, USA, 1993 (공학박사)

• 현재 : 세종 대학교 컴퓨터공학과 부교수

<관심분야> : 로보틱스, 컴퓨터비전