

論文99-36S-7-12

Trinocular 영상을 이용한 3D 얼굴 모델 자동 생성

(Automatic Generation of 3D Face Model from Trinocular Images)

李光燾***, 安相喆**, 權用武**, 高漢錫*, 金炯坤**

(Kwang-Do Yi, Sang Chul Ahn, Yong-Moo Kwon, Han-Seok Ko, and Hyoung-Gon Kim)

요 약

본 논문은 세 개의 카메라로부터 얻어진 영상에서 표면 깊이 정보를 재구성하여 얼굴의 3차원 모델을 생성하는 효율적인 방법을 제안한다. 논문에서는 Trinocular 영상을 사용하여 binocular 영상 사용 시 발생하는 폐색 영역 문제와 깊이 해상도 한계를 개선하였다. 또한, MPC_MBS (Matching Pixel Count Multiple Baseline Stereo) 유사도 측정 방법을 제안하여 영상 정합 시 발생하는 Boundary overreach 현상을 줄이고 정합의 정확도와 정밀도를 개선하였다. 이 방법은 정합 때 발생하는 중복 계산을 제거함으로써 계산 시간도 줄일 수 있다. 모델 생성 시에는 추출된 변위 정보를 2차원 보간에 의해 소수점 단위까지 확장하여 연속적인 표면 깊이 정보를 추출하였고, 이로부터 일정 간격의 초기 삼각형 매쉬 모델을 생성하였다. 또한 삼각형 매쉬 모델의 데이터 크기를 줄이기 위하여 사용자가 지정하는 오차 이내에서 같은 평면으로 근사화 되는 꼭지점을 병합하는 알고리즘을 제안하여 효율적인 얼굴 모델 생성이 이루어지도록 하였다.

Abstract

This paper proposes an efficient method for 3D modeling of a human face from trinocular images by reconstructing face surface using range data. By using a trinocular camera system, we mitigated the tradeoff between the occlusion problem and the range resolution limitation which is the critical limitation in binocular camera system. We also propose an MPC_MBS (Matching Pixel Count Multiple Baseline Stereo) area-based matching method to reduce boundary overreach phenomenon and to improve both of accuracy and precision in matching. In this method, the computing time can be reduced significantly by removing the redundancies. In the model generation sub-pixel accurate surface data are achieved by 2D interpolation of disparity values, and are sampled to make regular triangular meshes. The data size of the triangular mesh model can be controlled by merging the vertices that lie on the same plane within user defined error threshold.

I. 서 론

* 正會員, 高麗大學校 電子工學科
(Department of Electronic Eng., Korea University)
** 正會員, 韓國科學技術研究院 映像미디어研究센터
(Imaging Media Research Center, KIST)
接受日字:1998年11月13日, 수정완료일:1999年6月3日

사람 얼굴의 3차원 모델링 기술은 최근 컴퓨터 비전뿐만 아니라, 가상 현실, 얼굴 표정 및 입 모양 애니메이션과 같은 컴퓨터 그래픽, 얼굴 인식 등에서 많이 연구되고 있다^{[1] [2]}. 최근에는 실제계와 컴퓨터 그래픽으로 만들어진 가상 환경을 합성하는 기술이 방

송과 영화 산업 등에서 사용되기 시작했으며, 인터넷 사용이 보편화됨에 따라 네트워크 상에서 대화형 그래픽 환경이나 원격 화상 회의 등의 분야에서 3차원 얼굴 모델의 수요가 증가하고 있다. MPEG-4 SNHC (Synthetic and Natural Hybrid Coding)에서는 얼굴의 3차원 모델을 생성하고 서로 네트워크화 된 가상 공간에서 합성하는 대화형 동영상 기술의 표준안을 개발 중이다^[3].

3차원 얼굴 모델을 생성하기 위한 기존의 방법들은 데이터의 입력 방법에 따라 3차원 데이터를 이용하는 방법과 2차원 데이터를 이용하는 방법으로 크게 나눌 수 있다^[4]. 3차원 데이터를 이용하는 방법은 다시 레이저 스캐너나 3D tracker와 같은 3D Digitizer를 사용하는 방법과, CT(Computer Tomography)나 MRI(Magnetic Resonance Imaging)와 같은 의료장비를 사용하는 방법, 그리고 그래픽에서의 지형 modeller를 사용하는 방법 등으로 나눌 수 있다. 레이저 스캐너를 사용하는 방법은 빠른 시간에 조밀한 깊이 정보를 추출할 수 있지만 장비의 가격이 비싸다는 단점이 있으며, 얼굴에 직접 다각형 매쉬를 그리고 electro-magnetic 3D digitizer를 사용하여 모델을 생성하는 3D tracker를 사용하는 방법은 사람이 직접 매쉬를 그려야하지만 적은 데이터로 정확한 모델을 만들 수 있는 장점이 있다. CT나 MRI는 얼굴 표면 정보뿐만 아니라 내부 정보도 얻을 수 있지만 가격이 비싸다는 단점이 있다. 그래픽에서 쓰는 지형 modeller를 사용하는 방법은 시간과 노력이 많이 들어 얼굴과 같이 복잡한 모양의 모델에는 적합하지 않다. 2차원 영상으로부터 3차원 깊이 정보를 획득하는 방법은 크게 세 가지로 나눌 수 있다^[5].

스테레오 영상을 이용하여 얼굴의 깊이 정보를 알아내는 방법은 수평 방향으로 위치 차가 있는 두 대의 카메라를 통해 영상을 얻은 후 두 영상에서 대응점의 변위(disparity)를 이용해서 깊이 정보를 얻을 수 있으므로 동 소자인 CCD 카메라를 써서 물체의 깊이 정보를 얻을 수 있는 장점이 있지만, 계산 량이 많고 레이저 스캐너에 비해 조밀한 깊이 정보를 얻을 수 없는 단점이 있다^[6]. 동영상의 시퀀스를 사용하여 카메라나 물체의 움직임에 따른 대응점들의 속도 차에 의해 그 물체의 모양 정보를 알아내는 방법은 한 대의 카메라를 사용하는 대신 변형이 없는 물체의 움직임에 따른 여러 영상이 필요하다^{[5] [6]}. 여러 위치의 카메라에서

얻어진 영상의 실루엣(silhouette)을 이용하는 방법은 단순하지만 데이터 양과 계산 량이 많고 정밀한 카메라 변수 값을 요구하는 단점이 있다^[7].

사람 얼굴의 3차원 모델링을 위해서는 조밀하고 정확한 깊이 정보가 필요하므로 본 논문에서는 기존의 binocular보다 오차가 작고 더 정확한 깊이 정보를 얻을 수 있는 trinocular 카메라 입력 시스템^[8]을 이용하여 사람의 얼굴을 모델링하는 방법을 다루었다. 그림 1은 trinocular 영상으로부터 얼굴 모델을 자동 생성하기 위한 전체 알고리즘을 나타내며, 센서 보정 처리부, trinocular 영상 처리부, 및 매쉬 모델 생성부로 구성된다. 센서 보정 처리부는 카메라의 내부 변수 및 외부 변수를 구하여 영상을 획득하고 영상 보정을 하는 단계이다.

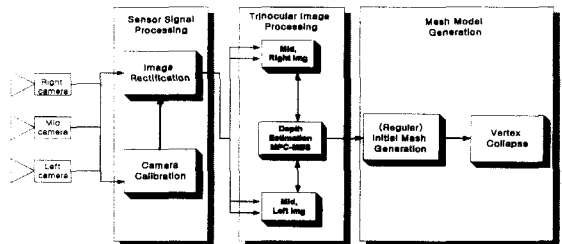


그림 1. 3D 얼굴 모델 생성을 위한 trinocular 시스템 구성도

Fig. 1. Block diagram of the trinocular system for the 3D face model generation.

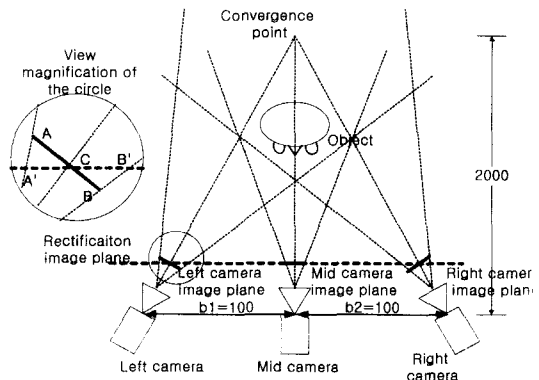


그림 2. 얼굴 영상 획득을 위한 trinocular 카메라 배치

Fig. 2. Layout of the trinocular cameras for the face image acquisition.

Trinocular 카메라 시스템은 공통 가지 영역을 크게 하기 위해서 그림 2에서 보인바와 같이 가운데에 카메라를 기준으로 양쪽 두 카메라의 광축을 수렴하는

형태를 취했으며, 이 경우 효율적인 정합을 위해 카메라의 위치 정보를 이용하여 에피폴라(epipolar) 라인과 스캔 라인이 평행하도록 하는 영상 보정 작업이 필요하다.

Trinocular 영상 처리부는 깊이 정보를 추출하는 단계로, 경계영역이 잘 보존되는 MPC(Matching Pixel Count)방법^[9]과 여러 대의 카메라에서 나오는 정보를 최대한 사용할 수 있는 MBS(Multiple Baseline Stereo)^[10]를 함께 적용한 MPC_MBS를 제안하였으며, 정합시 발생하는 중복계산 제거와 화소 단위로 구해진 변위도를 소수점 화소(subpixel) 단위까지 확장하는 2차원 보간법을 적용하였다. 모델 생성부에서는 구해진 얼굴 변위도로부터 규칙적인 삼각형 매쉬 모델을 생성하고 모델의 데이터 양을 줄일 수 있도록 매쉬 데이터를 일정 오차 이내로 같은 평면으로 근사화 시킬 수 있는 꼭지점은 서로 병합함으로써 매쉬 모델 데이터 크기를 줄였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이어 II장에서는 trinocular 카메라 시스템의 보정 처리 부분으로서 카메라 변수 추출과 변위도의 깊이 해상도와 영상 보정에 대해 설명한다. III장에서는 trinocular 영상 처리 부분으로서 제안한 MPC_MBS 정합 방법에 대한 내용과 중복 계산 제거, 2차원 보간을 통한 변위도 개선에 대해 설명한다. IV장은 매쉬 모델 생성 부분으로서 변위도로부터 매쉬 모델링을 하고 이러한 모델 데이터의 크기를 줄이는 방법에 대해 다룬다. V장에서는 각 단계별 성능 시험과 얼굴에 대한 실험 결과를 기술하고 VI장에서는 결론을 맺는다.

III. Trinocular 카메라 시스템의 보정

여기서 설명할 것은 얼굴 모델링을 위해 조밀하고 높은 해상도의 깊이 정보를 추출하기 위한 영상 입력부에 해당되는 부분이다. 구체적으로는 카메라 변수 추출을 위한 캘리브레이션(calibration), 카메라 배치에 따른 변위도 깊이 해상도 분석 및 영상 보정에 대해 설명한다.

1. 카메라 변수 추출

카메라 변수는 3차원 실세계를 2차원 영상으로의 변환을 구성한다. 3차원 실세계의 기준점에 대한 카메라의 위치 관계를 정의하는 카메라 외부 변수(extrinsic parameter)는 3차원 회전량과 이동량을

나타내는 6개의 변수로 표시되며, 주어진 위치관계에서 3차원 좌표의 2차원 영상 형성을 결정하는 내부 변수(intrinsic parameter)는 카메라의 초점거리, 렌즈 왜곡, CCD 센서 사양 등에 의해 결정된다. 3차원 실세계 좌표값의 2차원 영상 면으로 변환은 먼저 절대 좌표계를 기준으로 한 삼차원 좌표값이 외부 변수를 이용해 카메라를 기준으로 한 좌표값으로 변환된 후, 원근 변환에 의해 카메라의 영상 평면에 투영이 되고 이 값들이 내부 변수를 사용하여 컴퓨터 메모리의 화소 좌표값으로 변환된다. 카메라 캘리브레이션 방법은 우선 특징점의 실제 좌표값과 각 특징점에 대응하는 영상에서의 좌표 값을 구한 뒤, 변환 과정에서 나타나는 회전량과 이동량, 내부 변수등을 구한다. 캘리브레이션 데이터는 Tsai의 캘리브레이션 방법^[11]을 사용하여 구할 수 있다.

2. 변위도 깊이 해상도

변위도의 깊이 해상도를 화소간의 변위차가 1일 때의 실제 깊이차라고 정의하면, 카메라로부터 물체까지의 거리가 Z_1 일 때, 평행 광축일 경우 해상도 ΔZ_F 는 다음과 같다^[12].

$$\Delta Z_F = \frac{2Z_1^2 \tan \phi}{Nb - 2Z_1 \tan \phi} = \frac{Z_1^2}{fb\Delta P - Z_1} \quad (1)$$

여기서 b 는 카메라 사이의 거리인 기준선(baseline) 거리의 크기, N 은 영상에서 가로 방향 화소의 개수, ϕ 는 시각 범위(field of view)의 반에 해당되는 각이고 ΔP 는 단위 길이 당 화소의 수로서 $\frac{N}{2f \tan \phi}$ 와 같다.

식 (1)로부터 평행 광축인 경우 깊이 해상도는 기준선 거리와 초점 거리가 클수록, 또 카메라로부터 물체까지의 거리가 작을수록 커지는 것을 알 수 있다.

깊이 해상도를 높이기 위해 기준선을 늘이거나 물체를 카메라에 가까이 가져오게 되면 정합 할 때에 오정합이 생길 확률이 높아진다. 즉 정합의 정확성과 변위도 해상도의 조밀성 사이에는 tradeoff가 존재한다^[10]. 따라서 높은 해상도의 깊이 정보를 추출하면서 동시에 정합의 정확성을 높이기 위해 trinocular 방법을 적용하게 되었다.

3. 효율적인 정합을 위한 Trinocular 영상 보정

깊이 정보의 해상도를 높이기 위해 본 논문에서는 카메라의 기준선 거리를 크게 해서 영상을 얻으므로

영상들 사이의 공통 가지 영역이 적어지게 된다. 따라서 물체의 폐색(occlusion) 영역이 증가하여 물체의 경계 부근에는 변위 정보가 많이 손실되는 경우가 발생하게 된다. 영상들 사이의 공통 가지 영역을 증가시키기 위해 좌, 우 카메라는 그림 2와 같이 기준 카메라에 대해 광축을 수렴하여 영상을 획득하고, 효율적인 정합을 위해서 기준 영상과 좌 영상, 기준 영상과 우 영상을 각각 보정하여 에피폴라 라인^[13]이 스캔 라인과 평행하도록 만든다.

영상 보정의 원리는 다음과 같다^[14]. 카메라의 외부 변수와 내부 변수를 알고 있으면 실제계의 좌표값을 그 카메라의 영상 평면에 투영시키는 원근 변환을 구할 수 있다. 먼저 각 카메라는 캘리브레이션에 의해 카메라 좌표계의 회전량과 이동량을 나타내는 외부 변수와 내부 변수인 카메라의 초점거리는 1절의 카메라 캘리브레이션에 구할 수 있다. 실제계의 삼차원 공간의 한점 q 는 다음과 같이 카메라의 영상 평면 u_i 에 투영된다.

$$u_i = \begin{bmatrix} f_i & 0 & 0 \\ 0 & af_i & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} [R_i, t_i] q = \begin{bmatrix} f_i & 0 & 0 \\ 0 & af_i & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{i1} & r_{i2} & r_{i3} & t_{ix} \\ r_{i1} & r_{i2} & r_{i3} & t_{iy} \\ r_{i1} & r_{i2} & r_{i3} & t_{iz} \end{bmatrix} q$$

$$= \begin{bmatrix} f_i & 0 & 0 \\ 0 & af_i & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{i1} & t_{ix} \\ r_{i2} & t_{iy} \\ r_{i3} & t_{iz} \end{bmatrix} q = \begin{bmatrix} p_{i1} & t_{ix} \\ p_{i2} & t_{iy} \\ p_{i3} & t_{iz} \end{bmatrix} q = P_i q$$

(2)

여기서 P_i 는 원근 변환 행렬, f_i 는 초점거리, a 는 aspect ratio, R_i 는 카메라의 회전량, t_i 는 카메라의 이동량을 나타낸다. 에피폴라 라인이 스캔 라인과 평행인 가상의 영상 평면과 여기에 맞는 보정 원근 변환(rectified perspective transform) 행렬을 구하여 이 영상 평면으로 원 영상을 투영시키는 것이 영상 보정이다. 두 카메라의 보정 원근 변환 행렬을 각각 M, N 이라고 하면 다음 식과 같이 쓸 수 있다.

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 & m_{14} \\ m_2 & m_{24} \\ m_3 & m_{34} \end{bmatrix}$$

(3)

$$N = \begin{bmatrix} n_{11} & n_{12} & n_{13} & n_{14} \\ n_{21} & n_{22} & n_{23} & n_{24} \\ n_{31} & n_{32} & n_{33} & n_{34} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n_1 & n_{14} \\ n_2 & n_{24} \\ n_3 & n_{34} \end{bmatrix}$$

식 (3)에서 m_{34}, n_{34} 의 크기를 1로 스케일하고, 스캔 라인과 에피폴라 라인이 평행하기 위해서는 보정 영상 평면의 z축은 평행해야하므로 $m_3 = n_3$ 인 조건

과, 두 대의 카메라 좌표계의 원점을 각각 c_1, c_2 라고 하면 다음 식을 얻을 수 있다.

$$m_3^T c_1 + 1 = 0, \quad m_3^T c_2 + 1 = 0 \tag{4}$$

$d_{12} = c_1 - c_2$ 라 하고, 보정 영상 평면의 z축은 d_{12} 와 수직이 되도록 잡는다. 즉 $g = r_{13} + r_{23}$ 이라면 보정 영상 평면의 z축의 방향은 다음과 같다.

$$g' = g - \frac{g^T d_{12}}{\|d_{12}\|^2} d_{12} \tag{5}$$

따라서 보정 원근 변환의 m_3, n_3 를 식 (4)로부터 스케일 성분을 고려하여 다음 식과 같이 구할 수 있다.

$$m_3 = n_3 = -\frac{g'}{g'^T c_1} = -\frac{g'}{g'^T c_2} \tag{6}$$

이제, m_2 는 $\|m_2\| = \left| \frac{af_i}{t_{iz}} \right|$ 와 $m_2 = m_3 \times d_{12}$ 조건을 이용해서 구할 수 있고, m_1 은 $\|m_1\| = \left| \frac{f_i}{t_{iz}} \right|$ 와 $m_1 = m_2 \times m_3$ 조건으로 구할 수 있다. 따라서, 원래의 영상 평면 u_1 에서 보정 영상 평면 v_1 으로 변환되는 변환은 다음과 같이 할 수 있다.

$$v_1 = H_1 u_1, \tag{7}$$

$$H_1 = \begin{bmatrix} m_1^T \\ m_2^T \\ m_3^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (d_{12} \times d_{13}) & (d_{13} \times d_{11}) & (d_{11} \times d_{12}) \end{bmatrix}$$

같은 방법으로 영상 평면 u_2 에서 보정 영상 평면 v_2 로 변환은 다음과 같다.

$$v_2 = H_2 u_2, \tag{8}$$

$$H_2 = \begin{bmatrix} n_1^T \\ n_2^T \\ n_3^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (d_{22} \times d_{23}) & (d_{23} \times d_{21}) & (d_{21} \times d_{22}) \end{bmatrix}$$

III. Trinocular 영상 정합 알고리즘

Trinocular 영상 처리부는 카메라 센서 신호 처리부를 통해 얻어진 영상으로부터 깊이 정보를 추출하는 과정이다. 여기서는 세 장의 영상에 중복 계산이 제거된 MPC_MBS 방법으로 변위를 구하고 구해진 변위

를 2차원 보간을 통해 개선시키는 작업을 설명한다.

1. MPC_MBS(Matching Pixel Count Multiple Baseline Stereo) 정합 알고리즘

얼굴 모델을 구하기 위해서는 충분한 깊이 해상도를 갖도록 카메라를 배치해야 한다. II장의 깊이 해상도 분석에서 보듯이 정합의 정확성과 깊이 해상도의 정밀도 사이에는 tradeoff가 존재하게 된다. MPC_MBS 정합 방법은 이러한 tradeoff를 개선시켜 카메라의 기준선 거리를 크게 했을 때에도 정합의 정확성이 나빠지지 않는 효과를 내기 위한 방법이다. 본 논문에서는 얼굴 모델링을 위해 해상도가 높은 깊이 정보가 필요하므로 카메라 사이의 기준선 거리의 크기를 크게 해야하고 따라서 정합의 정확성이 나빠지지 않도록 MPC_MBS 정합 방법을 사용하였다.

기존의 정합 방법으로는 SAD(Sum of Absolute Distance), SSD(Sum of Squared Distance), NCC(Normalized Correlation Coefficient)등이 있는데, 이러한 유사도 측정 방법은 정합 창 내에서 한 화소가 유사도에 미치는 영향이 화소의 밝기 값에 따라 다르기 때문에 화소간의 밝기 변화가 큰 영역이 작은 영역으로 변위의 경계선이 연장되는 Boundary Overreach 현상이 생기고, 이 때문에 경계 부분에서 잘못된 결과를 나타낸다. 본 논문에서 사용된 3차원 깊이 정보를 얻는 알고리즘은 [9]에서 제안된 MPC 정합 방법에 기반하고 있다. MPC 정합 방법은 한 화소가 유사도에 미치는 영향을 밝기 값에 관계없이 동일하게 함으로써 경계 부분에서도 좋은 결과를 얻을 수 있다. w_r, w_c 가 정합창의 수직 수평 길이, w_r, w_c 가 창의 중심으로부터 창의 수직 수평 거리를 나타낸다면, 기준 영상에서의 위치가 (x, y) 인 화소가 탐색 영상에서 d 변위 만큼 떨어진 화소와의 MPC 유사도는 다음과 같다.

$$w_r = \frac{W_r - 1}{2}, \quad w_c = \frac{W_c - 1}{2}$$

$$MPC(x, y, d) = \sum_{i=x-w_c}^{x+w_c} \sum_{j=y-w_r}^{y+w_r} T(i, j, d)$$

$$= \sum_{\mathbb{W}} T(x, y, d)$$

$$T(x, y, d) = \begin{cases} 1, & \text{if } |R_{x,y} - L_{x+d,y}| \leq Th \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

여기서 W 는 윈도우의 크기, $R_{x,y}, L_{x,y}$ 는 (x, y) 위

치에서의 좌우 영상의 화소의 밝기 값을 나타낸다. $T(x, y, d)$ 는 $(x, y: x+d, y)$ 에서의 화소 밝기가 비슷하면 1, 비슷하지 않으면 0의 값을 갖는다. Th 는 미리 정의된 문턱값이다. (x, y) 위치에서의 변위 $D(x, y)$ 는 $MPC(x, y, d)$ 값이 최대일 때의 인자(argument)인 d 로서 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$D(x, y) = \arg \max_d MPC(x, y, d) \quad (10)$$

MPC_MBS에서는 탐색 영상은 기준 영상의 좌우 두 영상이 되고, 이때 유사도 값은 그 점의 좌 탐색 영상의 MPC 값과 우 탐색 영상의 MPC 값의 합으로 취하게 된다. 기준 영상에서 (x, y) 에 위치한 화소와 탐색 영상에는 변위 d 만큼 떨어진 화소와의 MPC_MBS값은 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$MPC_MBS = MPC_L + MPC_R$$

$$MPC_L = \sum_{\mathbb{W}} T_L(x, y, d), \quad MPC_R = \sum_{\mathbb{W}} T_R(x, y, d) \quad (11)$$

$$T_L(x, y, d) = \begin{cases} 1, & \text{if } |M_{x,y} - L_{x+d,y}| \leq Th \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$T_R(x, y, d) = \begin{cases} 1, & \text{if } |M_{x,y} - R_{x-d,y}| \leq Th \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서 $M_{x,y}, R_{x,y}, L_{x,y}$ 는 각각 가운데, 오른쪽, 왼쪽 영상에서 (x, y) 위치의 화소 밝기 값을 나타낸다. 기준 영상 (x, y) 에서 변위 $D(x, y)$ 다음과 같다.

$$D(x, y) = \arg \max_d MPC_MBS(x, y, d) \quad (12)$$

2. 중복 연산이 제거된 MPC_MBS

MPC_MBS를 구하는데 있어 중복 계산을 제거함으로써 연산 시간이 정합 창의 크기에 영향을 받지 않도록 하였다. 영상의 해상도를 $(I_r \times I_c)$, 정합 창의 크기를 $(W_r \times W_c)$, 탐색 범위를 S_r , 영상의 개수를 N 이라 하면, MPC_MBS 정합 방법의 전체 계산량은 $(N-1) \times (I_r \times I_c) \times (W_r \times W_c) \times S_r$ 에 비례한다. 중복 계산을 제거함으로써 MPC_MBS 정합에서의 $(N-1) \times (I_r \times I_c) \times (W_r \times W_c) \times S_r$ 를 정합 창 크기에 영향을 받지 않는 $(N-1) \times (I_r \times I_c) \times S_r$ 로 줄일 수 있다. 본 논문에서는 영상을 세 장만 사용하므로 N 의 값은 3이 된다. V 가 정합 창의 높이에 해당하는 W_r 크기의 수직선간의 정합을, MPC 는 정합창 블록 사이의 정합을

나타낸다면 중복 연산을 제거한 MPC_MBS 연산 방법은 다음과 같이 표시할 수 있다. 우선 기준 영상과 좌 영상의 중복 연산 제거는 다음과 같다.

$$V_L(x, y, d) = \sum_{j=y-wr}^{y+wr} T_L(x, j, d) \quad (13)$$

$$V_L(x, y+1, d) = V_L(x, y, d) + T_L(x, y+1+wr, d) - T_L(x, y-wr, d) \quad (14)$$

$$MPC_L(x, y, d) = \sum_{i=x-wc}^{x+wc} V_L(i, y, d) \quad (15)$$

$$MPC_L(x+1, y, d) = MPC_L(x, y, d) + V_L(x+1+wc, y, d) - V_L(x-wc, y, d) \quad (16)$$

마찬가지로 기준 영상과 우 영상 사이의 중복 연산 제거는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$V_R(x, y+1, d) = V_R(x, y, d) + T_R(x, y+1+wr, d) - T_R(x, y-wr, d) \quad (17)$$

$$MPC_R(x+1, y, d) = MPC_R(x, y, d) + V_R(x+1+wc, y, d) - V_R(x-wc, y, d) \quad (18)$$

정합에 나타나는 중복 연산의 종류는 정합 창이 한 화소 이동 할 때는 언제나 생기는 블록간의 중복 연산과 정합 창이 수직으로 이동 할 때 생기는 수직선간의 중복 연산이 있다. 블록간의 중복 연산은 식(16)과 식(18)에 의해 제거 할 수 있고, 수직선간의 중복 연산은 식(14)와 식(17)에 의해 제거 할 수 있다.

3. 2차원 보간에 의한 변위도 개선

일단 변위도가 구해지면 최대 유사도를 갖는 화소를 기준으로 유사도를 2차 함수로 근사화하고 다시 극점을 대응점으로 하여 보간함으로써 연속적인 변위를 가진 변위도를 구할 수 있다^[15]. 변위도 개선에 사용되는 2차 함수의 식은 다음과 같다.

$$y = ax^2 + bx + c \quad (19)$$

(x, y)위치의 화소가 변위 d_{max} 에서 최대의 유사도 $M_{x,y}(d_{max})$ 를 가진다고 하면, d_{max} 주변의 값들에 식(19)를 근사화 한다. 이것을 행렬로 표현하면 다음과 같다.

$$Ax = b \quad (20)$$

여기서,

$$A = \begin{bmatrix} (d_{max}-1)^2 & (d_{max}-1) & 1 \\ d_{max}^2 & d_{max} & 1 \\ (d_{max}+1)^2 & (d_{max}+1) & 1 \end{bmatrix}$$

$$x = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} M_{x,y}(d_{max}-1) \\ M_{x,y}(d_{max}) \\ M_{x,y}(d_{max}+1) \end{bmatrix}$$

x 는 Pseudo-Inverse 방법으로 다음과 같이 구할 수 있다^[16].

$$x = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (21)$$

2차 함수의 정확한 극점인 $-\frac{b}{2a}$ 가 소수점 정확도의 변위값이 된다. 소수점 화소 단위까지 변위도의 해상도를 높임으로써 식 (1)에 나와있는 깊이 해상도에 의해 양자화 되어 있는 표면 깊이 정보를 좀더 자연스럽게 만들 수 있다.

IV. 효율적인 매쉬 모델 생성 알고리즘

구해진 변위도로부터 초기 매쉬를 만들 때는 깊이 정보의 손실을 막기 위해 가능한 한 조밀한 간격으로 격자화된 2차원 평면에서의 깊이 정보를 이용하여 3차원 초기 매쉬 모델을 구한다. 이렇게 만들어진 매쉬 모델은 vertex의 간격이 조밀하므로 그 데이터 량이 매우 커서 매쉬 모델을 전송하거나 저장, 랜더링 또는 네트워크상에서 송수신하는 데는 적합하지 않다. 여기서 는 그 깊이 정보에 따라 없앨 수 있는 매쉬 모델의 꼭지점은 서로 병합함으로써 그 데이터 크기를 줄이는 효율적인 매쉬 모델 생성 알고리즘을 설명한다.

1. 초기 매쉬의 데이터 구조

초기 매쉬 생성을 위해 우선 깊이 정보를 일정 간격으로 조밀하게 샘플링하여, 이 샘플링 점들을 초기 매쉬의 꼭지점으로 한다. 초기 매쉬 모델은 샘플링 점들을 linked list 형태로 연결하는 꼭지점들과 이 꼭지점들의 인덱싱(indexing)을 가지고 있는 삼각형으로 이루어진다. 삼각형들이 자신에 속한 꼭지점들을 인덱싱하고 있어야 병합이 일어날 때 삼각형 형태가 변형 되는 것을 반영시킬 수 있게 된다. 이러한 초기 매쉬 모델은 깊이 데이터를 나타내는데 있어 오차는 적지만 평면과 같은 필요 없는 부분에도 반복적으로 샘플링하

여 불필요한 꼭지점을 과다하게 생성한다.

2. 꼭지점 병합에 의한 매쉬 정보 감축 알고리즘

초기 매쉬의 꼭지점 중에서 사용자가 지시하는 오차의 범위 안에서 같은 평면으로 근사화 할 수 있는 꼭지점들은 서로 병합한다^[16]. 병합을 위해 꼭지점 리스트에서 현재 고려 중인 꼭지점과 같은 삼각형 안에 존재하는 이웃 꼭지점을 구하여, 현재 꼭지점과 병합이 일어날 수 있는 후보 꼭지점들을 구한다. 병합이 일어나게 되면 병합되어 없어지는 꼭지점에 연결된 모든 삼각형들은 병합되는 상대 꼭지점의 위치로 변형된다. 병합은 반드시 변형이 일어난 삼각형이 그 내부에 있는 꼭지점 데이터들을 일정한 오차 이내에 평면에 근사화 할 수 있는 경우에만 발생한다. 삼각형이 깊이 데이터에 근사화 할 때의 오차는 다음과 같이 계산된다. 좌표값이 (x_i, y_i, z_i) 로 된 꼭지점을 v_i 라하고 3개의 꼭지점 v_k, v_l, v_m 으로 이루어지는 삼각형을 T_i 라하고 이 꼭지점과 삼각형을 xy평면에 수직으로 내린 투영을 각각 v_j 와 T_i 라 한다. 초기 매쉬의 꼭지점들 중에서 v_j 가 T_i 영역 내부에 포함되는 꼭지점 $v_j(x_j, y_j, z_j)$ 를 근사화 시키는 평면이 다음과 같다면,

$$z = ax + by + c \tag{22}$$

식(22)으로 근사화 시키는 꼭지점은 다음과 같은 행렬로 나타낼 수 있다.

$$Ax = b \tag{23}$$

여기서,

$$A = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}, \mathbf{x} = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix}, \tag{24}$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \end{bmatrix} \text{ where } \{ v_j(x_j, y_j) \mid \forall v_j \in T_i \}$$

MSE(minimum square error)를 가지는 근사화 평면을 나타내는 \mathbf{x} 는 식(21)과 같은 방법으로 구할 수 있다. 근사화 평면과 꼭지점들의 에러의 평균값이 특정값 이내로 되어야만 병합이 일어나게 되는 것이다. 식 (24)를 만족하는 꼭지점의 개수가 N개라면 에러의 평균값은 다음과 같다.

$$E_{avg} = \frac{1}{N} (\mathbf{b} - A\mathbf{x})^T (\mathbf{b} - A\mathbf{x}) \tag{25}$$

병합이 일어나는 과정을 정리하면 그림 3과 같다.

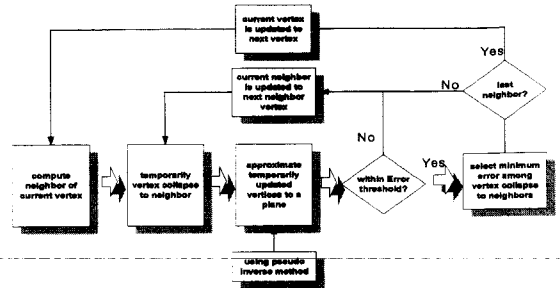


그림 3. 제안된 꼭지점 병합 알고리즘 흐름도
Fig. 3. Flowchart for the suggested vertex collapse algorithm.

V. 실험 결과

1. 카메라 캘리브레이션과 영상 보정 성능

얼굴 영상은 데이터 큐브 시스템을 사용하여 500 x 480 해상도의 영상을 얻었다. Pulnix사의 TMC-74 CCD 카메라와 초점 거리가 11.5-69mm인 Cannon사의 줌 렌즈를 사용했다. Adept사의 로봇 팔을 사용하여 카메라의 위치를 이동, 회전시켰고, 이때 세 카메라의 중심이 일직선상에 있도록 하여 보정 영상 평면이 세 영상에 공통되도록 만들었다. 즉 그림 2에서처럼 세 카메라의 높이는 모두 동일하고 가운데 카메라를 기준으로 좌, 우 카메라의 기준선 거리의 크기는 100mm이고 각각 3도씩 수렴하였다. 따라서 세 카메라의 공통된 보정 영상 평면으로 세 개의 영상을 투영하여 보정하였다. 이렇게 카메라의 배치를 하게 되면, 가운데 카메라의 영상은 변화가 없이 그대로 자신에 투영되고, 왼쪽 카메라의 영상은 영상의 중앙을 기준으로 오른쪽 부분은 바깥쪽으로 투영되고 왼쪽 부분은 안쪽으로 투영된다. 이를 그림 2의 원 안에 나타냈다. 원안의 AB가 왼쪽 카메라의 영상 평면을 나타낸다면 AC는 보정 영상 평면에서 A'C로 투영되고, BC는 B'C로 투영되는 것이다. 오른쪽 카메라의 영상은 반대 효과가 나타나게 된다. 세 카메라의 광축이 만나는 수렴 점은 가운데 카메라로부터 2m 떨어진 곳에 위치한다. 물체의 위치는 가운데 카메라로부터 약 1m 떨어진 곳에 위치하며 이때 식 (1)에 의한 깊이 해상도는 약 11mm이다.

영상 보정의 성능을 알아보기 위해 먼저 캘리브레이션의 특징점을 그림 4의 (a)와 같이 만들었다. 특징

표 1. Tsai의 캘리브레이션 출력값
Table 1. Calibration output from Tsai's method.

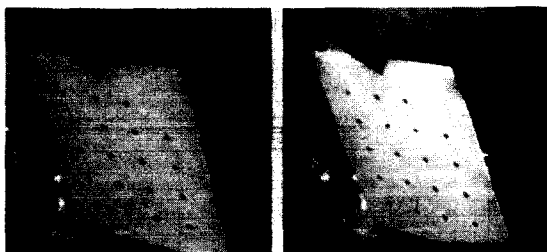
	Rotation [degree]			focal length[mm]	Translation [mm]		
	X axis	Y axis	Z axis	f	X axis	Y axis	Z axis
Image 1	-147.9	-7.2	97.8	13.2	-77.7	-78.4	1176.3
Image 2	-143.5	-6.4	96.7	13.3	-79.5	-79.5	1196.7

점들의 실제 3차원 좌표값은 x, y 방향으로 50mm 간격이 되게 하고 z 값은 0인 동일 평면상에 있게 설정하여 Tsai의 coplanar 캘리브레이션 알고리즘을 적용하였다. 그림 4의 (b)는 (a)의 보정 영상이다.

표 1에는 (a)의 캘리브레이션 출력값이고, 표 2는 보정하기 전과 보정한 후의 19개 특징점들의 이미지에서 행 좌표 절대값 차이의 평균값과 분산, 절대값 차이의 최대값과 최소값을 나타낸다. 표 1에서 캘리브레이션 데이터는 절대 좌표계와 카메라 좌표계 사이의 회전량과 이동량을 나타낸다. 카메라 내부 변수는 CCD 센서 사양으로부터 얻었다. 영상 보정 후의 행 좌표값 차이는 평균 0.64 [pixel]로 나타나 에피폴라 라인과 스캔 라인이 평행함을 알 수 있다.



(a)



(b)

그림 4. 캘리브레이션 특징점과 영상 보정 (a) 캘리브레이션 특징점 (b) 영상 보정 후의 영상
Fig. 4. Calibration feature points and image rectification (a) Calibration feature points (b) Image pair after image rectification.

표 2. 영상 보정 후 특징점 행 좌표값의 차이
Table 2. Row difference after image rectification.

	pixel difference in row value, [rowleft-rowright] [pixel]			
	mean	deviation	maximum	minimum
original image	29.65	0.50	31.18	28.51
rectified image	0.64	0.18	1.45	0.04

2. MPC_MBS 정합 성능 비교

변위가 3단 케익 모양을 나타내는 무작위 점 (random dot) 영상을 사용하여 SAD, MPC, MBS, MPC_MBS의 성능을 비교하였다. 실험에 사용된 300X300 해상도의 무작위 점 영상은 1단의 변위가 10이고 2단의 변위는 12인 2단 웨딩 케이크 모양의 영상이다.

그림 5의 (a), (b), (c)는 세 개의 trinocular 무작위 점 스테레오 실험 영상이며, (d)는 실제 변위도를 나타냈다. 그림 5의 (e), (f), (g), (h)는 성능 비교를 위해 우선 잡음을 첨가하지 않은 상태에서 SAD, MPC, MBS, MPC_MBS를 사용하여 변위를 구한 결과이고, (i), (j), (k), (l)은 20%의 salt and pepper noise를 첨가한 상태에서 변위를 구한 결과이다. (e)와 (f) 변위도의 오른쪽 부분의 오정합 된 곳은 폐색 영역이다. 표 3은 그림 (d)의 사각형 테두리 내의 화소에 대해서 오정합 된 화소의 개수 및 정정합 된 화소에 대한 비를 나타내고 있다. 실험에서 MPC_MBS는 경계 부근에서 좋은 현상을 보이며 동시에 잡음에 강한 성격을 갖는 것을 확인 할 수 있다. 경계 부근에서 좋은 현상을 보이는 것은 MPC 방법은 정합 창

내의 한 화소가 유사도에 미치는 영향이 화소의 밝기 값에 관계없이 동일하기 때문이며 동시에 MPC_MBS 는 세 개의 영상을 사용하므로 두 대를 사용할 때보다 잡음에 강하게 된다.

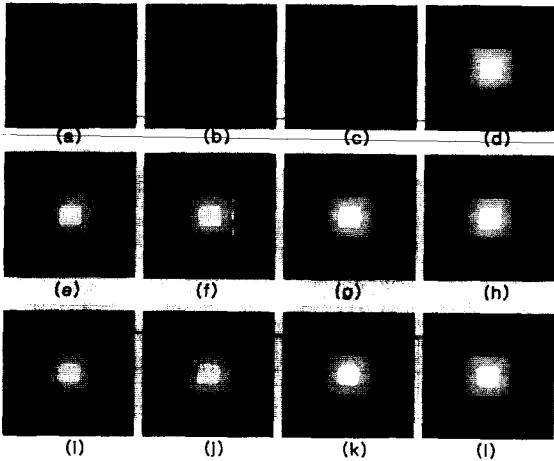


그림 5. 무작위점 영상에 대한 SAD, MPC, MPC_MBS 성능 측정과 비교 (a)좌 영상 (b) 중간 영상 (c)우 영상 (d)실제 변위 영상 (e)SAD 결과(0% 잡음) (f)MPC 결과(0% 잡음) (g)MBS 결과(0% 잡음) (h)MPC_MBS 결과(0% 잡음) (i)SAD 결과(20% 잡음) (j)MPC 결과(20% 잡음) (k)MBS 결과(20% 잡음) (l)MPC_MBS 결과(20% 잡음)

Fig. 5. Performance comparison for SAD, MPC, MPC_MBS with random dot image (a)left image (b)mid image (c)right image (d)real disparity map (e)SAD result(0% noise) (f)MPC result(0% noise) (g)MBS result(0% noise) (h)MPC_MBS result(0% noise) (i)SAD result(20% noise) (j)MPC result(20% noise) (k)MBS result(20% noise) (l)MPC_MBS result(20% noise).

표 3. 유사도 성능 비교

Table 3. Performance comparison among similarity measures.

salt and pepper noise	정합 방법	SAD	MPC	MBS	MPC_MBS
	0% noise	오정합 화소 수	966	848	540
정정합 화소 비		95.0%	95.7%	97.2%	98.4%
20% noise	오정합 화소 수	1228	1116	810	777
	정정합 화소 비	93.7%	94.3%	95.9%	96.0%

3. 얼굴의 깊이 정보 추출과 매쉬 모델 생성

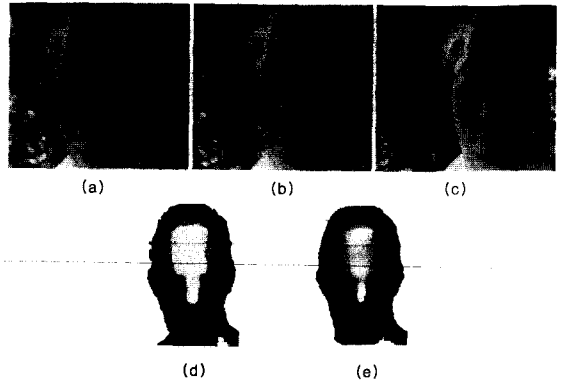


그림 6. 실제 trinocular 영상과 변위도 (a)오른쪽 영상 (b)중간 영상 (c)왼쪽 영상 (d)변위도 (e)소수점 화소 단위 변위도

Fig. 6 trinocular image and its disparity map (a)right image (b)mid image (c)left image (d)disparity map (e)sub-pixel accuracy disparity map.

제안한 MPC_MBS를 사용하여 얼굴의 깊이 정보를 추출하였으며, 얼굴의 매쉬 모델은 Silicon Graphics사의 Octane에서 Open Inventor를 써서 랜더링 하였다. 그림 6의 (a), (b), (c)는 각각 얼굴에 대한 우 영상, 중간 영상, 좌 영상이다. 그림 6의 (d)는 MPC_MBS를 사용하여 초기 변위도를 구한 것이고 (e)는 이를 보간을 통하여 다시 소수점 정확도로 개선시킨 변위도가 된다. 소수점 화소 단위 변위도에서는 변위 정보가 더욱 조밀하여지므로 변위들 사이의 변화가 좀 더 자연스럽게 표현 될 수 있다. 초기 변위도에서 카메라로부터 가장 가까운 지점인 코끝과 가장 먼 지점인 귀 사이의 변위차는 16으로 나타났다. 변위도로부터 깊이 해상도에 따라 코와 이마, 눈과 같은

얼굴의 특징이 되는 부분의 깊이 정보는 얻을 수 있는 것을 확인 할 수 있다. 하지만 깊이 해상도의 한계로 인하여 얼굴 표면의 깊이 차가 심하지 않은 입술 같은 경우에는 정확한 깊이 정보를 얻을 수 없었다.

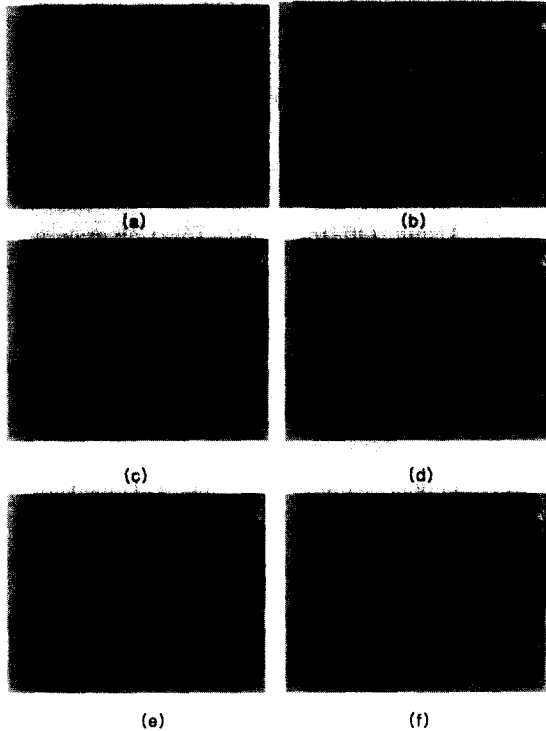


그림 7. 문턱값에 따른 얼굴의 매쉬 모델과 셰이딩 모델 (a)초기 매쉬 모델의 옆모습 (b)초기 매쉬의 셰이딩 (c)문턱값 0.1일 때 매쉬 모델 (d)문턱값 0.1일 때 셰이딩 (e)문턱값 0.5일 때 매쉬 모델 (f)문턱값 0.5일 때 셰이딩

Fig. 7. Mesh model and shading model according to thresholds (a)side view of initial mesh model (b)shading of initial mesh model (c)mesh model with threshold 0.1 (d)shading with threshold 0.1 (e)mesh model with threshold 0.5 (f)shading with threshold 0.5.

그림 7의 (a)와 (b)는 얼굴의 깊이 정보를 나타내는 변위도로부터 만든 초기 매쉬 모델과 그 셰이딩(shading)이다. 초기 매쉬는 그림 6의 소수점 화소 단위 변위도인 (e)를 5화소 간격으로 일정하게 샘플링하여 만들었다. 여기서 특정 문턱값 이내로 같은 평면으로 근사화 할 수 있는 꼭지점들은 서로 병합함으로써 얼굴 매쉬 모델의 데이터 크기를 줄일 수 있었다. 그림 7의 (c)와 (d)는 꼭지점 병합에서 에러의 문턱값을 0.1로 하였으며 (e)와 (f)는 문턱값을 0.5로 했다. 초

기 매쉬의 꼭지점과 삼각형의 개수와 문턱값에 따른 꼭지점과 삼각형의 개수는 표 4에 나타났다. 표 4와 그림 7에서 보듯이 꼭지점과 삼각형의 개수를 약 80% 정도 줄였음에도 깊이 정보를 나타내는 데이터는 매쉬 모델로 잘 표현되고 있음을 알 수 있다. 그림 7에서 문턱값 이내로 평면에 근사가 가능한 꼭지점들은 서로 병합되어 데이터의 크기가 줄어들고, 문턱값의 크기에 따라 LOD(Level of Detail)의 차이가 생기게 됨을 알 수 있다.

표 4. 문턱값에 따른 꼭지점과 삼각형 수
Table 4. Number of Vertices and triangles according to thresholds.

	꼭지점 개수	삼각형 개수	꼭지점 감소율	삼각형 감소율
초기 매쉬	3785	7839	0%	0%
문턱값 0.1	1287	2305	66.0%	70.6%
문턱값 0.5	836	1403	77.9%	82.1%

VI. 결 론

본 논문에서는 세 개의 카메라로부터 획득한 영상으로부터 얼굴의 표면 깊이 정보를 추출하고 이를 매쉬 모델로 만드는 방법에 대해서 다루었다. 영상 획득에 있어서 기준선 거리를 크게 하여 깊이 정보의 해상도를 높였으며, 이로 인한 공통 가시 영역의 감소를 보상하기 위해 좌, 우 카메라에서는 수렴한 영상을 획득하였다. 수렴한 카메라들에서 효율적인 정합을 위해 영상 보정을 하였다. 로봇 팔을 사용하여 세 카메라의 중심이 동일 직선에 존재하도록 하여 세 영상에 공통된 보정 영상 평면이 존재하도록 하였다. 기준선 거리를 크게 해서 생기는 정합의 정확성과 정밀도의 tradeoff를 개선하기 위해 MPC_MBS를 사용하여 정합을 수행하였다. MPC_MBS를 적용하는데 있어 빠른 계산을 위해 중복 연산을 제거하였다. 구해진 깊이 정보로부터 초기 매쉬 모델을 생성하고 이러한 매쉬 모델의 꼭지점 개수를 문턱값 이내로 평면에 근사화 할 수 있는 꼭지점은 병합함으로써 모델 데이터의 크기를 줄일 수 있었다.

세 카메라에 공통된 보정 영상 평면을 위해 로봇 팔을 사용하였지만 앞으로는 세 카메라에 공통된 보정 영상 평면이 존재하지 않는 임의의 위치의 카메라를

통하여 캘리브레이션과 영상 보정을 수행하고 모델링하는 방법에 대한 연구가 이루어져야 한다. 또 구해진 깊이 정보를 제너릭(generic) 모델에 적용함으로써 좀더 자연스러운 얼굴 모델을 얻을 수 있도록 하는 연구가 수행되어야 한다.

참 고 문 헌

- [1] Richard Lengagne, Pascal Fua, and Olivier Monga, "3D Face Modeling from Stereo and Differential Constraints," International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. 1998.
- [2] Frederic I. Parke and Keith Waters, Computer Facial Animation, A K Peters, 1996.
- [3] MPEG-4 System Sub-Group, "MPEG-4 System Methodology and Work Plan for Scene Description," ISO/IECJTC1/SC29/WG11 N1786, July 1997.
- [4] Catherine Pelachaud, Norman I, Badler, and Marie-Luce Viaud, "Final Report to NSF of the Standards for Facial Animation Workshop," Tech. Rep. Univ. of Pennsylvania. 1994.
- [5] Ioannis Kompatsiaris and Michael G. Strintzis, "Automatic 3D Model Construction for Rigid 3D Motion Estimation of Monocular Video conference Image Sequences," Proc. IWSNHC3DI pp. 44-47, 1997.
- [6] Reinhard Koch, "3D Modeling of Human Heads from Stereoscopic Image Sequences," Conference of the German pattern Recognition society 96, Heidelberg, Germany, Sept., 1996.
- [7] Saied Moezzi, Li-Cheng Tai, and Philippe Gerard, "Virtual View Generation for 3D Digital Video," IEEE MultiMedia, pp. 18-26, January-March, 1997.
- [8] L. Falkenhagen, "Block-Based Depth Estimation from Image Triples with Unrestricted Camera Setup," IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing, Princeton, New Jersey, USA, June 23-25, 1997.
- [9] 김남규, 이광도, 김형곤, 차균현, "저해상도 변위 히스토그램을 이용한 고성능 변위 정보 추출 알고리즘," 전자공학회지, 제 35 권 제 3 호, pp.131-143, 1998년 3월
- [10] M. Okotumi and T. Kanade, "A Multiple Baseline Stereo," IEEE Trans. PAMI, vol. 15, no. 4, pp.353-363, 1993.
- [11] R. Y. Tsai, "A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses," IEEE Journal of Robotics and Automation, vol. RA-3, no. 4, pp.323-344, Aug., 1987.
- [12] 이적식, "교차 시각 스테레오 카메라 모델 해석," 전자 공학회지, 제 33권 제 10호, pp.50-62, 1996년 10월
- [13] Olivier Faugeras, Three-Dimensional Computer Vision, The MIT Press, 1993.
- [14] S.B. Kang, J.A. Webb, C.L. Zitnick, and T. Kanade, "An active multibaseline stereo system with real-time image acquisition," Tech. Rep. CMU-CS-167, 1994.
- [15] Takeo Kanade, Atsushi Yoshida, Kazuo Oda, Hiroshi Kano, and Masaya Tanaka, "A Stereo Machine for Video-Rate Dense Depth Mapping and Its New Applications," Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition Conference, San Francisco, June 1996.
- [16] D. H. Ballard and C. M. Brown, Computer Vision, Prentice-Hall, 1982.
- [17] H. Hoppe, "Progressive Meshes," Proceeding of SIGGRAPH'96, pp. 99-108, Aug., 1997.

저 자 소개

李 光 燾(正會員)

1997년 고려대학교 전자공학과 졸업. 1999년 고려대학교 전자공학과 졸업(공학 석사). 주관심분야는 컴퓨터 비전, 컴퓨터 그래픽스

高 漢 錫(正會員)

1982년 Carnegie-Mellon Univ., Electrical Engineering 졸업(공학 학사). 1986년 University of Maryland College Park, System Engineering 졸업(공학 석사). 1988년 Johns Hopkins University, Electrical Engineering 졸업(공학 석사). 1992년 Catholic University of America, Electrical Engineering 졸업(공학 박사). 1995.3 ~ 현재 고려대학교 전기전자전파 공학부 부교수. 1992.9 ~ 1995.2 University of Maryland Baltimore County Part-time Asst. Professor. 1983.9 ~ 1995.2 White Oak 연구소 SilverSpring, Principal Engineer. 주관심분야는 음성신호처리, 이미지 데이터 융합, 표적신호 탐지/추정/추적

安 相 詰(正會員)

1988년 서울대 제어 계측 공학과 졸업(학사). 1990년 서울대 제어 계측 공학과 졸업(공학 석사). 1996년 서울대 제어 계측 공학과 졸업(공학 박사). 1996 ~ 1997년 Univ. of Southern California 초빙 연구원. 현재 한국과학기술연구원 영상미디어연구센터 선임 연구원. 주관심분야는 인공 지능, 컴퓨터 비전, 영상 처리, 얼굴 인식 등임

金 炯 坤(正會員) 第 36卷 S編 第 1號 參照

현재 한국과학기술연구원 영상미디어 연구센터 책임 연구원

權 用 武(正會員)

1980년 한양대학교 전자과 학사. 1983년 한양대학교 전자과 석사. 1992년 한양대학원 전자과 박사. 1983년 ~ 현재 KIST 영상미디어 연구센터 책임 연구원. 주관심분야는 비디오 검색, 3차원 영상, 멀티미디어 시스템 기술