

# 효율적인 깊이 특징 추출을 이용한 스테레오 영상 기반의 3차원 모델링 기법

(Stereo Image-based 3D Modelling Algorithm through Efficient Extraction of Depth Feature)

하 용 수 <sup>†</sup>      이 행 석 <sup>†</sup>      한 규 필 <sup>\*\*</sup>  
(Young Su Ha)      (Heng Suk Lee)      (Kyu Phil Han)

**요 약** 본 논문에서는 특징 기반 3D 모델링 알고리즘을 제안한다. 깊이 기반 기술을 다루는 전통적인 방법들은 영상 정합을 위한 깊이정보추출에 많은 시간을 필요로 한다. 특징 기반 알고리즘에서 삼각형 내부의 모든 픽셀들에 대한 모델링 오차 계산이 필요하다 할지라도 깊이 기반 보다는 특징기반 방법들이 보다 적은 계산 부담을 가지나 이는 또한 계산 시간을 증가 시킨다. 그러므로 제안된 알고리즘은 효율적인 3D 모델을 생성하기 위해 초기 3D 모델 생성, 모델 평가 및 모델 세분화의 3단계로 구성하였다. 초기 모델 생성을 위해 밝기 변화와 델루니 삼각화가 사용되었고 이 단계에서 빠른 경계 추출과 점진적인 델루니 삼각화 및 삼각형 내부의 중심에 가까운 정점을 선택하거나 모든 픽셀에 대한 오차 계산을 위한 연산 시간을 줄이기 위해 형태학적 미분 연산자를 수정하여 이용하였다. 모델 생성 후 평가 단계에서 표면의 변이 변화와 근사 오차 및 표면의 크기를 평가하여 드물게 정합을 수행 하였고, 그 후 큰 오차를 갖는 표면들을 선택하여 작은 표면이 되게 세밀화 작업을 했다. 실험 결과 제안된 알고리즘이 평탄영역 및 급격한 영역에서 보다 적은 모델링 오류로 적응적인 모델을 획득할 수 있었고 모델 획득시간을 현저하게 줄일 수 있었다.

**키워드** : 스테레오 정합, 영상기반 모델링, 메쉬 생성

**Abstract** A feature-based 3D modeling algorithm is presented in this paper. Since conventional methods use depth-based techniques, they need much time for the image matching to extract depth information. Even feature-based methods have less computation load than that of depth-based ones, the calculation of modeling error about whole pixels within a triangle is needed in feature-based algorithms. It also increase the computation time. Therefore, the proposed algorithm consists of three phases, which are an initial 3D model generation, model evaluation, and model refinement phases, in order to acquire an efficient 3D model. Intensity gradients and incremental Delaunay triangulation are used in the initial model generation. In this phase, a morphological edge operator is adopted for a fast edge filtering, and the incremental Delaunay triangulation is modified to decrease the computation time by avoiding the calculation errors of whole pixels and selecting a vertex at the near of the centroid within the previous triangle. After the model generation, sparse vertices are matched, then the faces are evaluated with the size, approximation error, and disparity fluctuation of the face in evaluation stage. Thereafter, the faces which have a large error are selectively refined into smaller faces. Experimental results showed that the proposed algorithm could acquire an adaptive model with less modeling errors for both smooth and abrupt areas and could remarkably reduce the model acquisition time.

**Key words** : stereo matching, image-based modeling, mesh generation

<sup>†</sup> 학생회원 : 금오공과대학교 컴퓨터공학과  
ssacsri@msn.com

hslee@kumoh.ac.kr

<sup>\*\*</sup> 정 회 원 : 금오공과대학교 컴퓨터공학과 교수  
kphan@kumoh.ac.kr

논문접수 : 2004년 11월 17일

심사완료 : 2005년 6월 22일

## 1. 서 론

최근 영상 관련부분에서는 2차원 영상뿐만 아니라 3차원 영상에 대한 수요가 급증하고 있고 이에 따라 3차원 영상 표현 기술에 대한 연구가 증가하고 있다. 특히

스테레오 영상과 같이 2장의 2차원 영상을 이용한 영상 기반(image-based) 3차원 표현 기술은 전통적인 컴퓨터 그래픽스(computer graphics)의 한계를 극복하여 더 적은 비용으로 현실감을 표현하기 때문에 컴퓨터 그래픽스를 이용한 기술보다 효율적인 기법이다. 전통적인 컴퓨터 그래픽스 분야에서는 3차원 합성 모델을 이용하여 렌더링(rendering)을 하기 때문에 복잡한 물체를 모델링(modeling)하기 위한 노력과 기술이 필요하다. 이와 달리 영상 기반의 표현 기법들은 2차원 실영상을 사용하여 현실감 있는 3차원 환경 구현에 많은 노력을 하고 있다. 그러나 영상기반 표현 기법만으로는 정적인 특성의 제약을 벗어날 수 없기 때문에 화소(pixel)의 재투영과 같은 컴퓨터 비전(computer vision) 기술과 복원된 영상 정보를 이용하여 렌더링하기 위한 컴퓨터 그래픽스 기술을 모두 사용한다. 이러한 영상 기반 기술이 주목을 받는 이유는 모델링 작업 없이 실시간 렌더링이 가능하고, 특히 실영상이 제공하는 정보를 그대로 사용함으로써 실제계에서 표현되는 복잡한 그림자와 조명 효과를 그대로 사용할 수 있는 장점이 있다[1].

최근 이러한 영상 기반 기술은 가상 및 증강현실(virtual and augmented reality) 분야에서 크게 주목받고 있다. 특히, 합성 영상 및 고가 장비를 필요로 하며 실영상에 대한 응용에 제약이 따르는 몰입형(immersive) 가상현실 구현에 비해 저비용과 용이성을 요하는 데스크탑(desktop)형태의 비몰입형 가상현실에 대한 필요성이 인터넷 환경의 비약적인 발전과 더불어 크게 증가하고 있는 추세이다. 실영상에 대한 가상현실 구현은 스테레오 시각을 이용한 방법이 주를 이루고 있으며, 이러한 가상현실 구현에 있어 우선적으로 수행되어야 하는 것은 3차원 모델을 생성하는 것이다. 스테레오 영상을 이용한 3차원 모델 생성 방법은 주로 특징점의 추출과 연결 정보, 특징점에서의 깊이 정보 추출을 이용하여 3차원 공간상의 좌표를 구성하게 된다. 이에 대한 종래의 방법들은 3차원 정보인 깊이 정보를 추출하기 위한 좌·우 영상의 정합점의 예측과, 3차원 구성이 분리되어 비효율적인 면을 가진다. 또한 입력 영상으로부터의 변이 획득이나 특징점을 추출하는데 많은 계산 비용과 높은 복잡도를 필요로 하는 단점이 있었다 [2-10].

본 논문에서 제안한 기법은 밝기 값에 의존하여 메쉬를 획득하고 그 정점에서만 스테레오 정합을 수행하도록 하였다. 또한, 모델링 오차를 줄이기 위해서 밝기 경계 정보를 활용하여 메쉬 크기를 국부적으로 적용하도록 조정하였다. 기존의 영상기반 3차원 표현기술들의 복잡도를 줄이기 위해 특징점에 대해서만 정합을 수행하며, 특징점의 추출과 정합을 병행하여 점진적(incre-

mental) 모델을 생성하였다. 획득된 3차원 공간상에서의 모델 평가에 따라 특징점 추출을 제한하고, 특징점 추출의 속도 및 효율성을 높이기 위해 영상을 일정한 크기로 분할한 후, 기울기(gradient) 값과 밝기 값의 두 부분으로 나누어 특징을 추출하였다. 또한, 3차원 공간상에서 평탄면과 같은 형태를 이루는 삼각형 모델들에 대해서는 영상의 밝기 공간상에서 경계 영역이 존재하더라도 특징점으로 추출하지 않음으로써 연산량을 줄였으며, 변이 변화율이 높은 곳에서만 세부적인 삼각화를 수행시켜 전체적으로 적은 수의 특징점으로 효과적인 3차원 모델을 생성하였다.

## 2. 스테레오 영상을 이용한 기존의 3차원 모델 생성 방법

스테레오 영상을 이용한 3차원 모델 생성 방법은 2차원의 영상에 깊이 정보를 부여함으로써 3차원 모델을 생성하는 방법이다. 스테레오 영상을 이용하여 모델을 생성하는 방법에는 크게 특징의 추출 및 연결 방법에 따라 변이 기반(disparity-based)의 3차원 모델 생성 방법과 특징 기반(feature-based)의 3차원 모델 생성 방법으로 나눌 수 있다[8].

### 2.1 변이 기반 3차원 모델 생성 방법

일반적인 변이 기반 3차원 모델 생성 방법은 일종의 격자 구조와 같은 규칙적인(uniform) 방법을 적용하여 메쉬(mesh) 구조를 생성하는 방법이다. 그림 1과 같이 우선 입력 영상으로부터 좌·우 영상간의 차이인 변이를 정합을 통해 모든 화소에 대해 구한 후, 객체를 배경으로부터 분리한다. 분리된 객체 내에서 일정한 간격의 와이어프레임(wireframe)을 추출해 내고 추출된 와이어프레임은 객체의 경계를 따라 이동시키면 객체에 맞는 2차원 와이어프레임이 생성되며, 앞서 구한 변이 정보를 각 와이어프레임에 깊이 정보로 부여하여 최종적인 3차원 모델을 생성한다. 변이를 이용한 방법은 객체를 균일한 메쉬 구조로 표현할 때 복잡한 과정 없이 일정한 간격의 와이어프레임만으로 표현함으로써 모델 생성 방법이 비교적 간단하고 모델 생성에 걸리는 시간이 매우

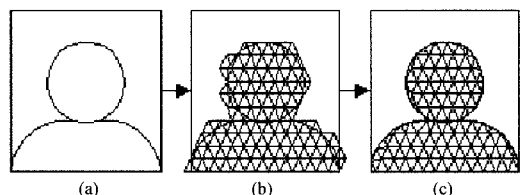


그림 1 일반적인 변이 기반의 3차원 모델 생성 과정 (a) 객체 추출 (b) 와이어프레임 적용 (c) 3차원 모델

적다는 장점이 있다. 그러나 영상의 경계 영역(boundary region)과 같은 특징 요소를 크게 고려하지 않기 때문에 모델에 대한 표현이 다소 부족하고, 와이어프레임 간격에 따른 객체 모델화 정도가 많이 차이가 나며, 넓은 평탄 영역과 같이 필요 없는 부분에 대해서도 동일한 와이어 프레임을 사용함으로써 모델을 구성하는 특징점이 많아지는 단점이 있다. 변이로부터 3차원 모델 생성하기 위한 방법으로는 균일한(regular) 메쉬 구조를 주로 이용하는 방법[2], 영상 전체를 포함하는 초기 메쉬 구조를 삼각형 내부의 국부적(local) 변이 특성에 따라 분할해 나가는 계층적 메쉬 구조(hierarchical mesh tessellation)를 이용하는 방법[3-5], 간격이 매우 작은 균일한 메쉬 구조를 사용하여 생성된 모델의 오차 값에 따라 메쉬를 병합해 나가는 방법[6] 등이 있다.

## 2.2 특징 기반 3차원 모델 생성 방법

특징 기반 3차원 모델 생성 방법은 주로 영상의 경계선(edge) 정보를 특징으로 이용하여 특징점을 추출하고 델루니 삼각화와 같은 방법으로 연결 관계를 설정하게 된다. 그림 2는 일반적인 특징 기반의 3차원 모델 생성 방법으로 먼저 영상 전체에 걸쳐서 변이를 구한 후 객체를 분리하고, 분리된 객체 영역내에서 경계선 추출을 한다. 추출된 경계선 정보로부터 특징점을 추출하여 델루니 삼각화와 같은 방법을 이용하여 연결한다. 연결된 2차원 구조에 변이 정보를 깊이 정보로 부여하여 3차원 모델을 생성한다. 변이 기반에 비해 사용되는 특징점의 수가 적으며 객체의 경계나 평탄 영역에 대한 표현이 보다 세밀하다는 장점이 있다. 그러나, 이 방법 역시 영상에 대한 변이를 미리 구하여야 하기 때문에 변이 추출 정도에 따라 모델 생성 시간에 많은 영향을 받으며, 경계선 정보가 부족한 영역에서는 모델을 생성할 수 없는 문제가 있다.

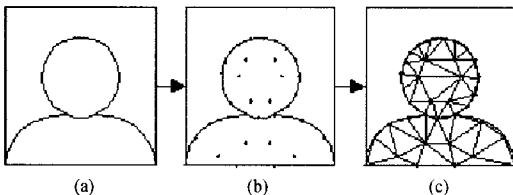


그림 2 일반적인 특징 기반의 3차원 모델 생성 과정  
(a) 객체 추출 (b) 특징점 추출 (c) 삼각화

## 3. 제안한 특징 기반의 3차원 모델 생성 방법

변이 기반의 3차원 모델 생성 방법은 객체 모델화에 일정한 간격의 와이어프레임을 적용함으로써 객체의 평탄 영역과 경계 영역의 특성을 반영하지 못하였으며, 특

징 기반의 모델 생성 방법은 경계 부분에 대해서만 특징점을 추출하므로 평탄 영역에 대한 표현이 부족하였다. 또한 종래의 3차원 모델 생성 방법들은 모두 영상 전체에 대한 변이를 구함으로써 변이 추출 과정에서 많은 시간이 요구된다는 단점과 특징점 추출 영역을 변이 변화량과는 상관없이 영상의 밝기 값의 경계 영역 정보에만 의존함으로써 변이의 변화량이 없는 즉, 3차원 공간상에서 평탄 영역을 이루는 영역에 대해서도 모델을 생성하게되는 비효율성을 가진다. 이런 단점들을 개선하기 위해 제안한 방법은 변이를 먼저 계산하지 않고 밝기값에서 모델 구조를 점진적으로 생성한다. 이렇게 모델 구조를 먼저 획득하게 되면 영상 전체에 대해서가 아닌 특징점, 즉 모델의 정점에 대해서만 정합을 수행하여 변이를 구함으로써 계산량을 줄일 수 있으며, 점진적으로 특징점을 추가하는 과정에서 이전 모델 정보를 이용하여 세부구조를 적응적으로 세분화할 수 있게 하였다. 또한, 특징점 추출과 정합을 병행하여 정합 후보 영역을 선정하였으며, 연결 관계가 재정의 되는 특징점에 대해서 재정합을 수행함으로써 정합성능을 높이고자 하였다. 또한 특징 정합과정에서 변이의 변화량이 낮은 영역은 모델 생성이 불필요하고, 정확한 변이 예측도 어렵기 때문에 모델 생성을 하지 않도록 하여 보다 효율적이고 정확한 모델을 생성하고자 하였다. 제안한 특징 기반의 3차원 모델 생성 방법의 개략도는 그림 3에서와 같다.

### 3.1 객체 추출

배경과 객체가 구분되는 영상의 경우, 평탄한 배경으로부터 객체 추출이 이루어지면 객체에 대해 보다 정확한 변이 예측이 적용될 수 있고, 정합 영역이 객체로 한정되어지기 때문에 정합 비용을 낮출 수 있다. 배경으로부터 객체를 보다 빠르게 추출하기 위해서 binary space efficient 2-pass labelling 알고리즘[13]을 밝기 값과 이웃 화소와의 변화값을 모두 수용하여 labelling 할 수 있도록 변형하여 사용하였다. 밝기 값의 변화분에 따른 객체 추출과정은 다음과 같다.

**과정 1** : 영상의 모든 화소에 대해 순차적으로 레이블 값을 각각 할당한다.

**과정 2** : top-down pass와 bottom-up pass를 레이블의 변화가 없을 때까지 반복 수행하여 배경 밝기 값의 단조 변화를 갖는 영역을 병합한다.

**과정 3** : 레이블된 영역과 그렇지 못한 영역을 이진화한다. 즉, 배경에 레이블된 레이블 값과 나머지 값들을 이진화한다.

**과정 4** : 이진화된 영상은 그림 4(b)와 같이 배경에 잡음이 생기므로 이진화된 영상에 잡음을 제거할 수

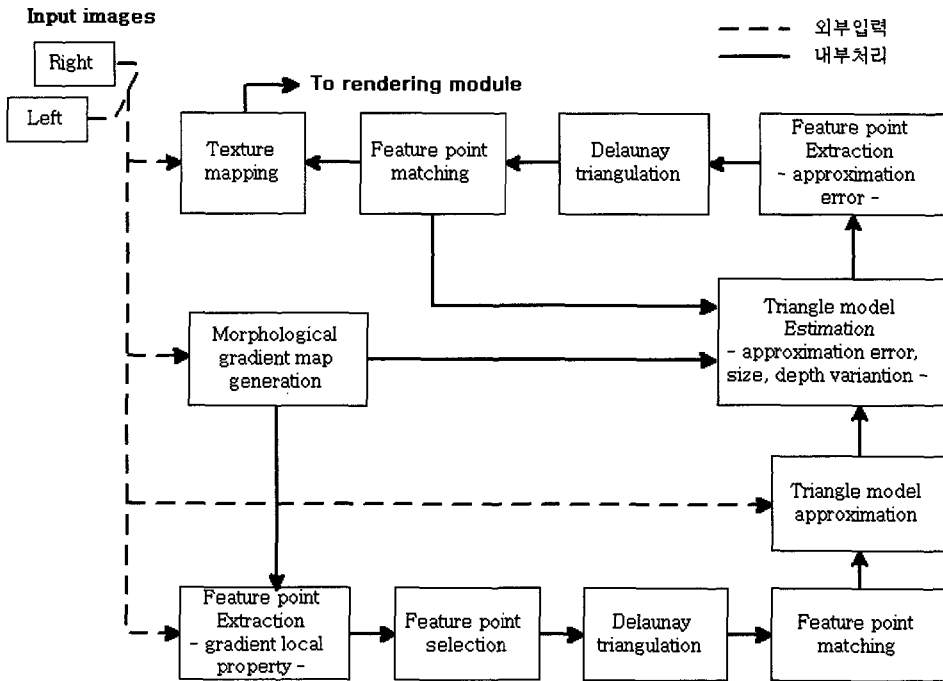


그림 3 제안한 특징 기반의 3차원 모델 생성 개략도

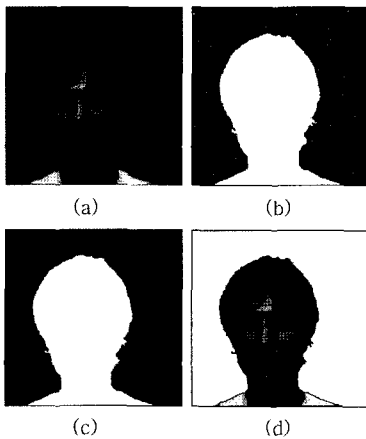


그림 4 레이블링을 이용한 객체 추출 (a) 원 영상 (b) 레이블링 이진화 (c) 녹임(erosion) 연산으로 추출된 객체 영역 (d) 추출된 객체

있을 정도의 형태소(structuring element) 크기를 갖는 녹임(erosion) 연산[14] 수행하여 객체를 배경으로부터 추출하였다.

### 3.2 특징점 추출 및 모델 평가

기존의 특징 기반의 3차원 모델 생성 방법에서는 3차원 모델을 표현하기 위해서 객체의 경계 정보에서 특징을 추출하고 미리 구한 변이를 적용하는 방법을 사용하

였다. 그러나 이와 같은 방법에서는 구와 같은 객체의 경우 경계 정보만으로는 구 내부의 깊이감을 표현하기 어렵다. 또한 무늬가 있는 벽면과 같은 객체의 경우, 경계 정보는 많으나 변이를 추출해 보면 변이의 변화량이 일정하거나 낮고 변이 예측 또한 어렵다. 이러한 경우는 불필요한 연산을 하게 되고, 특징점의 수가 많아지게 되며 오정합으로 인해 모델이 왜곡(distortion)되는 현상이 나타난다. 이를 해결하기 위해 우선, 입력된 영상으로부터 기울기 값을 구한 후, 일정한 블록(block) 크기로 영역을 분할, 분할된 영역 내의 국부적(local) 특성에 따라 특징점을 분할 영역 당 하나씩 추출하여 초기 모델을 생성하였다. 이 초기 모델은 생성하고자 하는 모델에 대한 거시적(macroscopic) 평가 요소로써 삼각형 모델을 평가하는데 사용하였다. 기울기(gradient) 값을 이용하여 추출한 초기 특징점은 주로 경계 영역에서 획득된다. 이렇게 생성된 초기 모델의 각 삼각형 모델의 세 정점은 각각 입력된 영상에서의  $x, y$  좌표를 갖는데 이 좌표와 정점의 밝기 값을  $z$  좌표로 하는 영상의 밝기 공간상에 근사화된 삼각형 모델로써 재정의된다. 삼각형 모델 내의 근사화된 화소 값과 고유 화소 값의 차이를 평가 요소로 하여 특징점을 추출하도록 하였다.

#### 1) 기울기 값을 이용한 특징점 추출

경계 영역은 생성된 모델의 뼈대를 이루는 중요한 정보를 갖고 있기 때문에 초기 특징점을 추출하는데 영상

의 경계 영역 정보를 이용하였다. 형태학적 미분 연산자 (morphological gradient operator)를 이용하여 기울기 맵(map)을 생성[15]한 후 이 기울기 맵을 일정한 크기의 블록(block)으로 분할하였다. 분할된 블록 내에서 기울기 값이 가장 큰 화소를 특징점으로 선택하기 위한 연산 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} Gd(f) &= dilation(f) - f \\ \geq (f) &= f - erosion(f) \\ Gs(f) &= \min Gd(f), \geq (f) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서  $f$ 는 원 영상이고,  $Gd()$ 는 불림(dilation) 연산자를  $Ge()$ 는 녹임(erosion) 연산자를 각각 나타낸다. 이 두 개의 연산을 이용하여 획득한 기울기 값 중 작은 값이 해당 화소의 기울기 값으로 선택된다. 그 이유는 그림 5에서와 같이 두 연산의 최소값 정보에서 정확한 경계를 추출할 수 있기 때문이다.  $Gs(f)$  함수를 통해 구해진 기울기 값으로부터 특징점을 추출할 때 블록 내의 기울기 값을 문턱치  $Tg$ 보다 큰 화소들로 제한하여 기울기 값이 작은 화소가 특징점으로 선택되어 오정합을 유발할 수 있는 가능성을 배제 시켰다. 그림 6은 앞서 설명한 초기 3차원 모델 생성 과정을 나타낸다.

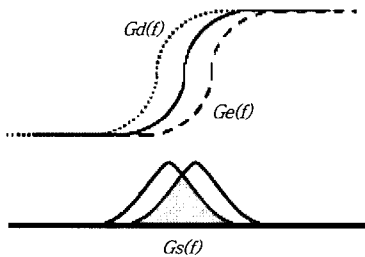


그림 5 경계에서 최대 반응을 나타내는  $Gs(f)$  함수

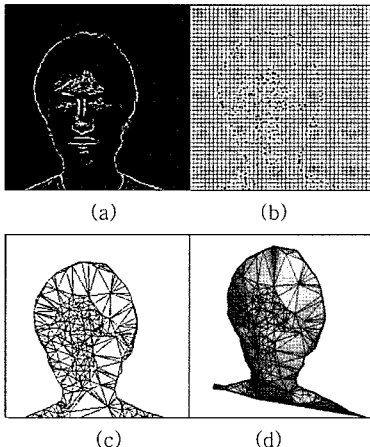


그림 6 초기 3차원 모델 생성 과정 (a) 기울기 맵 상의 블록화 (b) 특징점 추출 (c) 델타니 삼각화 (d) 렌더링 결과

점진적 모델을 생성할 때, 다음 단계의 세부 모델을 위해 추가할 특징점을 선택하게 되는데 임의로 하나의 특징점을 선택한 후 그 특징점을 포함하는 삼각형을 전체 삼각형 리스트에서 찾아 삼각화를 수행하는 방법은 많은 연산량을 필요로 하게 되고 삼각화의 변화가 많아진다. 이러한 문제를 개선하고자 본 논문에서는 추가될 특징점을 임의로 선택하지 않고 이전 모델 단계의 삼각형 모델에 대해 순차적으로 접근하여 특징점을 하나 이상 포함하는 삼각형 모델일 경우에 무게 중심을 이용하여 영상을 우선적으로 보다 균등하게 분할함으로써 모델 평가와 정합(matching)에 도움을 주기 위해 무게 중심에 가장 가까운 특징점이 정점으로 우선 선택되도록 하였다.

그림 7(a)에서 삼각형  $\triangle ABC$ 가 하나 이상의 특징점을 가지는 삼각형 모델로 선택되었다면 정점 A, B, C의 좌표값을 이용하여 구획된 사각형을 구한 후, 사각형 내부의 특징점으로 우선 제안한다. 사각형 내부의 특징점은 삼각형  $\triangle ABC$  각각의 세 정점과 연결하였을 때 생기는 세 각의 합이  $360^\circ$ 이면 삼각형  $\triangle ABC$  내부의 점으로 판단하였다. 그림 7(b)에서 이렇게 판단된 특징점  $i, m, n$  중  $i$ 가 무게중심  $g$ 와 가장 가깝기 때문에  $i$ 가 삼각형  $\triangle ABC$ 에 추가된다.

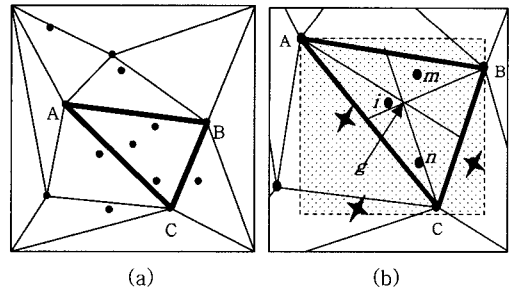


그림 7 특징점 선별 과정 (a) 선택된 삼각형 (b) 특징점 선별

2) 밝기 공간상에서의 특징점 추출

추가될 후보 특징점 선정에 대한 평가는 앞서 생성한 초기 모델에서 각각의 삼각형을 영상의 밝기 값에 근사화시킨 삼각형 모델로써 영상을 밝기 공간상에 정의 한 후, 그림 11과 같이 설정된 삼각형 모델 내에 근사화된 밝기 값과 화소의 고유 밝기 값과의 차이가 최대인 화소를 특징점으로 선택하였다. 3개의 정점으로 이루어진 삼각형 모델을  $T(i)$ 라고 하면 다음과 같이 표현된다.

$$T(i) = (x_i, y_i, I(x_i, y_i)), \quad i = 0, 1, 2 \quad (2)$$

여기서  $x_i, y_i, I(x_i, y_i)$ 는 삼각형의  $i$ 번째 정점 화소의 수평, 수직의 위치 및 밝기 값을 각각 나타낸다. 이

와 같이 2차원 영상의 정점을 3차원 형태로 변형한 후, 세 개의 정점으로 이루는 평면의 방정식을 다음과 같이 계산한다.

$$\begin{pmatrix} x-x_0 & y-y_0 & z-I(x_0, y_0) \\ x-x_1 & y-y_1 & z-I(x_1, y_1) \\ x-x_2 & y-y_2 & z-I(x_2, y_2) \end{pmatrix} = 0 \quad (3)$$

식 (3)에 의해 생성된 평면과 2차원 상에서 삼각형 내부에 존재하면서 근사화된 평면과 수직 거리가 가장 먼 밝기를 가진 화소를 새로운 정점으로 추가한다. 예를 들어, 그림 8에서처럼 점  $p$ 의 근사 오차는 점  $I(p)$ 에서 이미지 평면(image domain)에 수선을 내렸을 때 만나는 삼각형 모델  $T(i)$  평면 위의 점  $T(p)$  사이의 거리를 의미한다. 여기서  $I(p)$ 는 점  $p$ 에서의 고유 화소 값이고,  $T(p)$ 는 점  $p$ 가 삼각형 모델  $T(i)$ 에 근사화된 값이다. 즉, 모든 화소에 대한 삼각형 모델링 오차 값은  $|T(x, y) - I(x, y)|$ 를 이용하여 구할 수 있다. 여기서,  $x$ 와  $y$ 는 삼각형  $\Delta abc$  내부 화소의 2차원 좌표값을 말한다.  $T(i)$ 의 모델링 오차의 총합은  $Esum(i)$ 로 표현될 수 있으며, 각 삼각형  $T(i)$ 의  $Esum(i)$ 이 설정된  $Elimit$  값을 초과한다면 삼각형  $\Delta abc$  내부의 화소 중 가장 큰 모델링 오차 값을 가지는 화소를 삼각형  $T(i)$ 의 내부에 정점으로 추가한다. 이러한 과정은 영상의 경계 영역뿐만 아니라 평탄 영역과 같은 영역에서도 특징점을 추출하게 됨으로 모델 표현이 보다 세밀해진다.

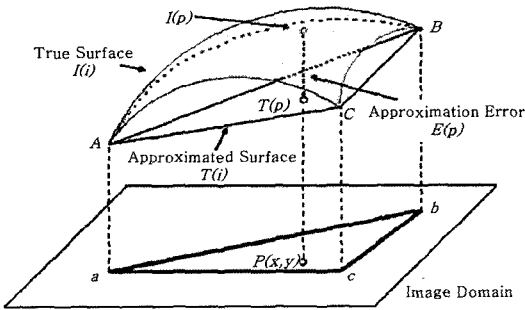


그림 8 삼각형 모델의 근사 오차

3) 델루니 삼각화를 이용한 모델 생성

델루니 삼각화는 인접 화소와의 거리를 고려하여 가장 균등하게 분포하도록 화소들을 연결하는 방법으로 Voronoi 다이어그램과 함께 Computational Geometry 분야에 많이 사용되는 효율적인 지역 분할 방법으로 알려져 있다. 그림 9는 Voronoi 다이어그램에 의해서 분할된 각 영역에서 인접한 영역끼리 서로 연결하면 델루니 삼각화가 되고, 이들은 서로 쌍(dual)의 관계에 있음을 나타낸다.

제한한 방법에서는 추출된 특징점들을 연결하여 매쉬

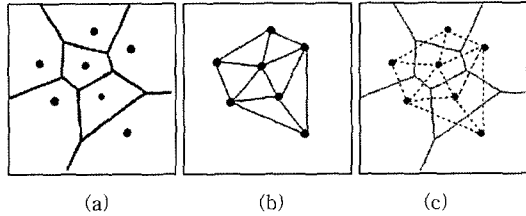


그림 9 델루니 삼각화와 Voronoi 다이어그램 (a) Voronoi 다이어그램 (b) 델루니 삼각화 (c) 델루니 삼각화와 Voronoi 다이어그램의 쌍(dual) 관계

구조를 생성하기 위해 델루니 삼각화의 유용한 특성 중 하나인 'empty circumcircle' 특성을 사용하였다[11]. 임의의 삼각형 내부에 하나의 점이 추가되었을 경우, 이 삼각형은 우선 세 개의 삼각형으로 분할되며, 각각의 분할된 삼각형들은 서로 에지(edge)를 공유하고 있는 인접한 삼각형과의 'empty circumcircle' 조건을 검사하게 된다. 인접한 삼각형의 세 정점 중 공유되지 않은 정점이 외접원의 중심점(circumcenter)으로부터의 거리가 외접원의 반지름보다 작다면 현재의 연결된 에지는 제거되고 새로운 에지를 생성한 후 다시 조건을 검사하게 되는 반복적인 순환 구조를 이루도록 하여 전체 매쉬 구조가 항상 델루니 삼각형을 이루도록 하였다. 그림 10은 'empty circumcircle' 특성에 의해 델루니 삼각화 모델이 갱신되는 과정을 나타내며, 정점  $v8$ 이 세 정점  $v2, v7, v4$ 으로 이루어진 삼각형 모델에 추가되었을 경우의 예를 보여준다.

이러한 델루니 삼각화를 이용하여 3차원 모델을 생성하기 위해서 Watson[12]에 의해 제안된 모델 생성 기법에 기반하여 알고리즘을 구현하였다. 이 알고리즘은 점진적 삼각화 방법으로 'bounding triangulation'이라고 불리는 초기 삼각화로부터 시작된다. 여기서 'bounding triangulation'은 추출된 특징점들을 모두 포함하는 하나의 삼각형을 정의하는 것을 말한다. bounding triangulation을 정의한 후 이 초기 삼각화 모델에 순서화

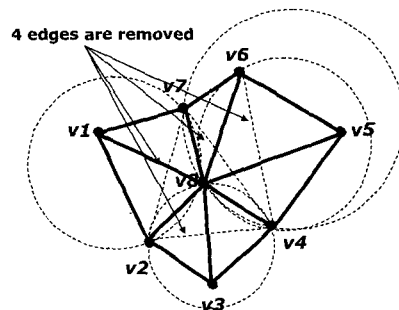


그림 10 델루니 삼각화 모델 갱신

(ordering)된 특징점들을 순차적으로 삼입하게 된다. 즉, 특징점이 더 이상 존재하지 않을 때까지 기존 삼각화 모델에 계속적으로 특징점을 추가함으로써 삼각화를 수행하는 기법이다. 모든 특징점이 삼각형 모델의 정점으로 추가된 후에는 bounding triangulation을 이루고 있던 세 정점과 연결된 모든 에지(edge)를 제거함으로써 델루니 삼각화를 끝내게 된다.

본 논문에서는 구현의 편의를 위해 bounding triangulation을 영상의 네 모서리의 꼭지점으로 구성되어지는 두 개의 삼각형으로 정의하도록 수정하였고, 특징점 선택은 순서화된 리스트로부터 선택하지 않고, 생성되는 삼각형 모델에 대해 순차적인 접근을 하여 현재 선택된 삼각형 모델 내의 특징점이 선택되도록 하였다. 이것은 영상을 보다 일정한 크기로 분할함으로써 정합 수행을 돕도록 하기 위함이다. 그림 11은 본 논문에서 수정하여 사용한 두 개의 bounding triangulation으로부터 모델이 생성되는 과정을 보여주고 있다.

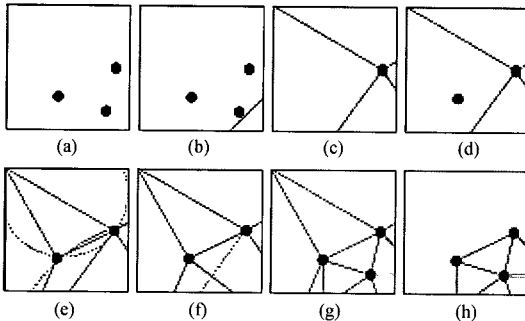


그림 11 영상에 적용한 델루니 삼각화 모델링 과정 (a) 영상의 평면상의 특징점들 (b) bounding triangulation 정의 (c) 초기의 삼각화 (d) 특징점 추가 (e) 추가된 특징점의 외접원 (f) 모델 갱신 (g) 모든 특징점이 추가된 결과 (h) 최종 델루니 삼각화

4) 모델 평가

위의 정점 추가 과정은 모든 삼각형 모델  $T(i)$ 의  $Esum(i)$ 이 설정된  $Elimit$  값을 초과하지 않을 때까지 반복되며, 너무 작은 크기의 삼각형 모델에 대한 접근을 피하기 위해  $A(i)$ 를 삼각형 모델  $T(i)$ 의 크기라 할 때 이 크기가 설정된  $Alimit$  값보다 작아지지 않도록 제한하였다. 또한 밝기 값의 변화량은 크고 변이의 변화량이 작은 삼각형 모델에 대해서는 특징점을 추출하고 모델링하는 것이 비효율적이므로 삼각형 모델  $T(i)$ 의 세 정점간의 변이차의 절대값이 설정된  $Glimit$  값보다 클 경우에 대해서만 특징점을 추출하고 모델을 생성함으로써 불필요한 연산을 피하도록 그림 12와 같이 삼각형 모델

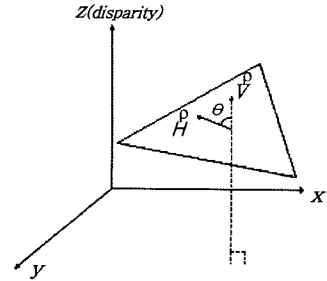


그림 12 삼각형 모델의 변이 변화량

의 normal 벡터와  $xy$  평면에 대한 수직 벡터 사이의 각  $\theta$ 을 이용하여 모델 생성을 제한하고 연산의 편의를 위해 세 정점간의 변이차의 절대값을 이용하였다.

3.3 정합 후보 영역 선정 및 정합

기존의 3차원 모델 생성 방법에서는 깊이 추출과 3차원 구성이 분리되어 비효율적인 면을 가지므로 제안한 방법에서는 정점을 모델에 추가함과 동시에 정점에 대한 정합을 수행하고 이후 추가되는 정점에 대해 정합 후보 영역을 예측함으로써 정합 성능을 높이도록 하였다. 또한 정합 창 크기를 변화시켜 재정합을 반복함으로써 높은 정합률을 유도하였다[16].

스테레오 정합을 위한 거리척도로서 식 (4)와 같은 MAD(mean absolute difference) 연산을 사용하였다.

$$MAD_{i,j,d} = \frac{1}{w} \sum_{m,n \in w} |I_{i+m,j+n}^R - I_{i+m,j+n+d}^L| \quad (4)$$

여기서  $w$ 은 정합 창 크키이고  $d$ 는 정합 후보 영역을 의미한다.

정합 후보 영역을 예측하는데 있어 정점의 추가로 인해 연결 정보가 재구성되는 기존의 정점들과 추가된 정점으로 나누어 정합을 수행하였다. 이를 위해 우선 추가되는 정점과 연결 정보가 재구성되는 정점들을 순서대로 스택(stack)에 저장하였다. 재정합되는 정점들은 정합률이 높기 때문에 먼저 정합을 수행하여 보다 안정된 변이 값을 생성하도록 하였으며, 새로 추가된 정점이 제일 마지막에 정합을 수행하도록 하여 주변 정점의 변이에 의존하도록 하였다. 정합 창 크기를 선택하기 위해

$$W(i) = \begin{cases} W_{max} & \text{if } \sqrt{S(i)} > W_{max} \\ W_{min} & \text{if } \sqrt{S(i)} < W_{min} \\ \sqrt{S(i)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

와 같이 사용하였다. 여기서  $S(i)$ 는 정점  $i$ 를 공유하는 삼각형들의 크기의 합이고  $W(i)$ 는 정합 창 크기의 길이,  $W_{max}$ ,  $W_{min}$ 은 각각 창 크기의 최대 값과 최소 값을 의미한다. 델루니 삼각화는 주변의 정점들과 거리를 고려하여 연결되기 때문에 이 같은 연산은 정점을 공유하는 삼각형들을 대부분 포함하는 크기를 갖게 된다. 하지만 초기에 추출되는 특징점들은 주로 경계 영역에서 추

출됨으로 작은 창 크기에도 정합률이 높기 때문에 최대 정합 창 크기에 제한을 두었고 너무 작은 정합 창 크기로 인해 오정합이 생기지 않도록 최소 정합 창 크기에 제한을 두었다. 연결 정보의 변화가 갱신된 정점들에 대해서는 이전 정합 영역을 고려하여 탐색영역을

$$d_i - w/2 < D(i) < d_i + w/2 \quad (6)$$

와 같이 새롭게 추정하여 적용하였다. 여기서  $d$ ,  $w$ 는 각각 정합점의 위치와 정합 창 크기를 나타낸다. 새롭게 추가되는 정점에 대한 정합 후보 영역 선정은 정점을 포함하고 있던 삼각형 모델  $T(i)$ 의 세 정점이 가지고 있는 정합 영역을 모두 포함하도록 설정하였다.

### 3.4 경계 영역 강조

객체 생성 시 밝기 값의 경계 영역은 객체를 표현하는데 무엇보다 중요한 영역이다. 이 영역에 보다 많은 정점들이 위치할 경우 객체 표현이 부드럽고 세밀해지며, 경계 영역이 뚜렷하지 않은 경우 변이 변화율을 정확하게 표현하기 어렵다. 이러한 점을 고려하기 위해 객체 추출에 사용하였던 형태학 미분연산자로 생성한 기울기 값을 추가될 후보 화소 선정에 적용하였다. 따라서 후보 정점 선정에 대한 최종 평가 함수는

$$\{T(x,y) - I(x,y)\} \cdot Gs(x,y) \quad (7)$$

와 같이 모델 세밀화 과정에서의 최대 모델링 오차 값에 기울기 값이 곱해진 형태이다.

## 4. 실험

본 논문에서는 제안한 특징 기반의 3차원 모델 생성 방법의 효율성을 실험하기 위해 Man 영상과 Pentagon 영상에 대해서 실험을 하였다. 실험 방법은 경계 영역에서 부드러운 변화를 갖는 Man 영상에 대해 형태학적 미분 연산자의 사용 유무에 대해 실험을 하였고, 경계 영역 정보량에 비해 변이 변화량이 높지 않은 Pentagon 영상에 대해서는 변이 변화량 평가의 사용 유무에 대해 실험하였다. 정합과 모델 생성에 있어 Man 영상은 우영상을 기준으로 하였고, Pentagon 영상은 좌영상을 기준으로 하였다. 그리고, 두 영상 모두 극상선(epipolar line) 제약 조건을 만족한다는 가정에 일차원 탐색만을 수행 후 변이를 예측하였다.

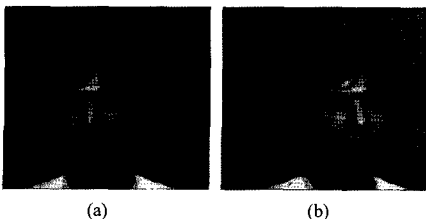


그림 13 Man 실험 영상 (a) 우영상 (b) 좌영상

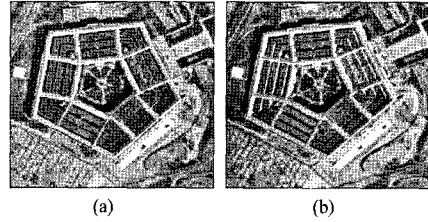


그림 14 Pentagon 실험 영상 (a) 좌영상 (b) 우영상

표 1 매개변수들의 설정값과 영상들에 대한 정보

Items	Images	Man	Pentagon
Image size		384×384	512×512
Search range		0~100	-12~12
Max. window size ( $W_{max}$ )		25×25	25×25
Min. window size ( $W_{min}$ )		7×7	7×7
Gradient threshold ( $T_g$ )		7	18
Block size for gradient map		8×8	16×16
Min. triangle size ( $A_{limit}$ )		25	25
Modeling error ( $E_{limit}$ )		500	200
Disparity variation ( $G_{limit}$ )		2	4

실험 결과 그림 15에서 볼 수 있듯이 경계 영역에 우선적으로 보다 많은 특징점을 추출함으로써 변이 예측이 보다 정확하고 모델에 대한 표현이 보다 개선됨을 보였다. 이러한 접근 방법은 종래의 특징 기반 3차원 모델 생성 방법이 변이 값의 변화가 뚜렷하지 않고 부드러운 곡면을 그리는 경계 영역에 대해서도 소수의 특징점으로 근사화된 표현을 하는 것에 비해 제안한 방법이 보다 적응적이고 효과적임을 말해 준다. 그림 15(a)의 경우 정점 화소의 개수는 1213개, 15(b)의 경우는 1006개였다. 즉, 객체의 특성이 주로 곡면을 이루고, 정합이 어렵고, 탐색 영역이 클 경우 이러한 접근 방법이 보다 효율적임을 입증한다.

그림 16의 결과를 보면 변이 변화량이 낮은 영역에 대해 모델 생성을 피함으로써 모델에 대한 왜곡(distortion)을 피하고 변이 변화량이 높은 영역에 치중하여 모델을 생성함으로써 보다 정확한 모델을 생성할 수 있었다.

정점과 면의 개수를 비슷한 개수로 맞추어 비교하기 위해 그림 16(a)에 대해서는 생성되는 모델 개수를 제한하였으며, 그림 16(a)의 경우 정점 1515개, 그림 16(b)



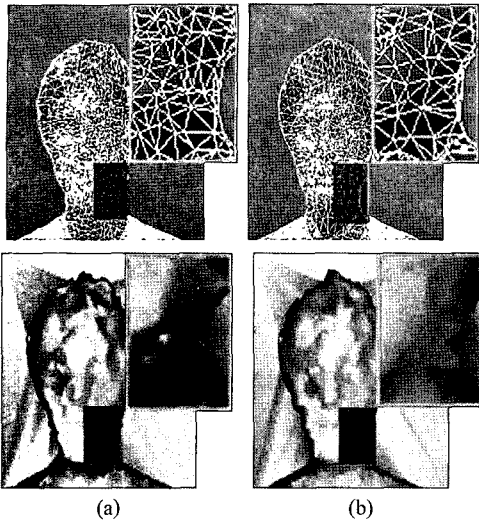


그림 15  $G_s(f)$  함수 적용 결과 (a) 적용하지 않은 결과 (b) 적용한 결과

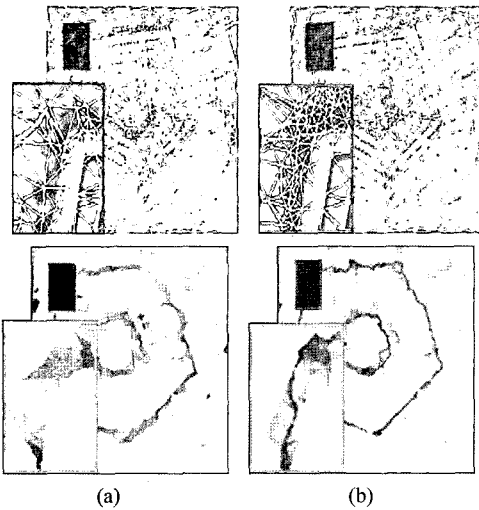


그림 16 변이 변화량 제약 조건 적용 결과 (a) 적용하지 않은 결과 (b) 적용한 결과

의 경우는 정점 1504개였다. 이러한 접근 방법은 모델 생성과 변이 예측을 결합함으로써 입력 영상의 일반성을 높게 된다. 그림 17은 기존의 스테레오정합기법의 모델링 방법과 제안한 방식의 결과를 나타내며, 그림 17(a)에서 정점 및 면의개수를 Pentagon은 1953개, Man은 1557개로 제한하여 제안한 방법의 결과와 비교하였다. 그림 17에서 보듯이 제안한 방법이 보다 적은 정점의 수로 정확한 모델을 생성함을 알 수 있다. 그림 18은 최종 모델에 대한 텍스처 맵핑 결과를 나타낸다. 실험을 통하여 전체 영상에 대한 변이 예측을 필요로

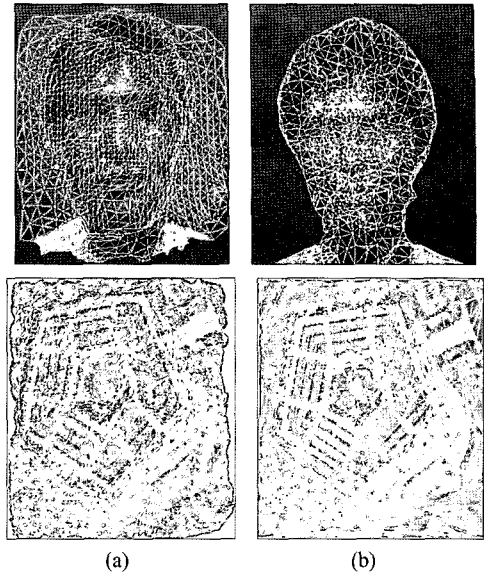


그림 17 삼각화 결과 (a) 스테레오정합 기반(위: Man, 아래: Pentagon) (b) 제안한 방법(위: Man, 아래: Pentagon)

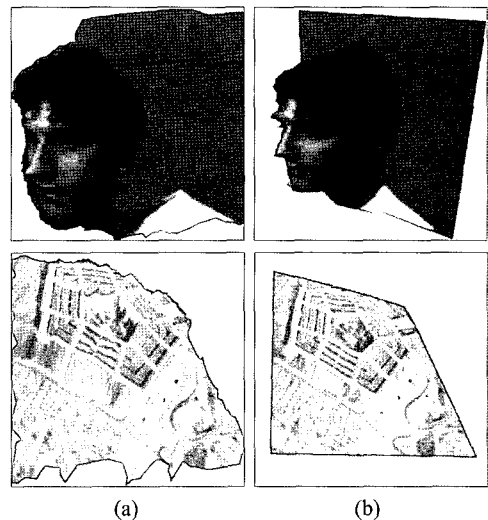


그림 18 텍스처 맵핑 결과 (a)기존 방법(위: Man, 아래: Pentagon) (b) 제안한 방법(위: Man, 아래: Pentagon)

하는 기존의 방법들에 비해 제안한 방법이 밝기 값에 기반한 특징점만의 정합을 통해서도 높은 정합률을 보였다. 또한, 변이 예측과 상관없이 영상으로부터 특징점을 추출하는 기존의 특징 기반 방법들에 비해 특징점 추출시 이전 모델로부터 변이를 예측함으로써 정합 성능을 높이고 보다 적은 수의 특징점으로 모델을 생성하

는 효율성을 가짐을 알 수 있었다.

5. 결론

본 논문에서는 스테레오 영상을 이용한 특징 기반의 3차원 모델 생성 알고리즘을 제안하였다. 기존의 방법들에 비해 효율성을 극대화하기 위하여 밝기 값 기반의 모델 생성과 모델 정점에서의 변이 예측 과정을 병합하여 모델을 점진적으로 생성하였고, 깊이 정보가 심하게 변화되는 경계 영역을 보다 세밀하게 강조함으로써 모델의 특징을 보다 잘 표현할 수 있었으며, 초기 모델로부터 예측된 변이 값과 밝기 값을 이용하여 불필요한 연산을 줄일 수 있었다. 또한 정합 후보 영역을 설정하고 가변 크기의 정합 창을 사용함으로써 탐색 영역이 크고 밝기 변화율이 낮아 정합이 어려운 영상에 대해서도 정합의 정확도를 높일 수 있었다. 제안한 알고리즘은 정지된 좌·우 영상을 기준으로 모델을 생성하였기 때문에 보다 실용적인 구현을 위해서는 향후 연속적인 영상열을 고려한 모델 생성에 대해 추가적인 연구가 요구된다.

참고 문헌

[1] Sungye Kim, B. T. Choi, "Image-based Relighting for the Contents in Virtual Environment," IPIU'2002, Cheju, Jan, 2002.

[2] R. Koch, "3-D Modeling of Human Heads from Stereoscopic Image Sequences," Conference of the German Pattern Recognition Society 96, Heidelberg, Germany, Sept. 1996.

[3] S. Malassiotis and M. G. Strintzis, "Object-Based Coding of Stereo Image Sequence Using Three-Dimensional Models," IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 7, no. 6, pp. 892-905, 1997.

[4] M. G. Strintzis and S. Malassiotis, "Object-Based Coding of Stereoscopic and 3D Image Sequences," IEEE Signal Processing magazine, vol. 16, no. 3, pp. 14-28, 1999.

[5] D. Tzovaras, N. Grammalidis, and M. G. Strintzis, "Disparity Field and Depth Map Coding for Multiview 3D Image Generation," Image Communication, vol. 11, pp. 205-230, 1998.

[6] R. Lengagne and P. Fua, "Incorporating Differential Constraints in the 3D Reconstruction Process : Application to Stereo," In International Conference on Computer Vision, Vancouver, Canada, July 2001, pp. 573-580.

[7] E. Izquierdo and X. Feng, "Modeling Arbitrary Objects Based on Geometric Surface Conformity," IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 9, no. 2, pp. 336-352, 1999.

[8] Ho-Keun Lee, Kyu-Phil Han, and Yeong-Ho Ha,

"Hierarchical 3D Modeling Using Disparity-Motion Relationship and Feature Points," The Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea, vol. 39, no. 1, pp. 9-16, Jan. 2002.

[9] C. Ballard and A. Zisserman, "Automatic Reconstruction of Piecewise Planar Models from Multiple Views," Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 559-565, Jun. 1999.

[10] Paul E. Debevec, "Modeling and Rendering Architecture from Photographs," Ph. D. Thesis, University of California at Berkeley, 1996.

[11] J. O' Rourke, Computational Geometry in C 2nd, Cambridge University Press, 1998, pp 161-162..

[12] D. F. Watson, "Computing the n-dimensional Delaunay tessellation with application to Voronoi polytopes," Comput. J., vol 24, no. 2, pp. 167-172, 1981.

[13] Robert M. Haralick and Linda G. Shapiro, "Computer and Robot Vision vol. 1," pp. 28-48.

[14] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing 2nd," Prentice Hall, 2002. p. 525.

[15] <http://www.ph.tn.tudelft.nl/~lucas>

[16] Takeo Kanade, Masatoshi Okutomi, "A Stereo Matching Algorithm with an Adaptive Window: Theory and Experiment," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, no. 9, Sept, 1994.



하 용 수

2002년 2월 금오공과대학교 컴퓨터공학과(학사). 2004년 2월 금오공과대학교 컴퓨터공학과(석사). 관심분야는 영상처리, 컴퓨터 비전, 컴퓨터 그래픽스



이 행 석

2001년 2월 금오공과대학교 컴퓨터공학과 학사. 2003년 2월 금오공과대학교 컴퓨터공학과 석사. 현재 금오공과대학교 컴퓨터공학과 박사과정. 관심분야는 영상처리, 컴퓨터 비전



한 규 필

1993년 경북대학교 전자공학과 학사. 1995년 경북대학교 전자공학과 석사. 1995년 경북대학교 전자공학과 박사. 현재 금오공과대학교 컴퓨터공학부 조교수. 관심분야는 영상처리 컴퓨터 비전, DSP 컴퓨터 그래픽스, 가상현실