

論文2002-39SP-1-2

변이-움직임 관계와 특징점을 이용한 계층적 3차원 모델링

(Hierarchical 3D modeling using disparity-motion relationship and feature points)

李 昊 根 *, 韓 圭 必 **, 河 永 浩 *

(Ho-Keun Lee, Kyu-Phil Han, and Yeong-Ho Ha)

요 약

본 논문에서는 변이-움직임의 관계와 특징점을 이용하여 계층적으로 3차원 모델을 만드는 새로운 방법을 제안한다. 일반적으로 실제 영상으로부터 3차원 모델을 만들기 위해서는 두 영상 전체의 대응 정보를 이용해서 모델의 노드에 해당하는 부분의 깊이 정보를 구해야 한다. 그러나, 이 작업은 시간이 많이 소요될 뿐만 아니라 정확한 깊이 정보를 얻기가 어렵다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 제안하는 방법에서는 전 영상의 대응 정보 없이 특징점에 대한 대응 정보만으로 모델을 구한다. 제안한 방법은 객체의 추출, 추출된 객체 내에서의 특징점 추출, 추출된 특징점을 이용한 계층적 3차원 모델 생성의 세 부분으로 구성되며, 제안한 방법은 3차원 모델 생성시 적은 연산이 소요될 뿐만 아니라 임의의 시각 관점 영상의 생성과 평탄 영역의 평탄성과 경계 영역의 선명성 표현에도 효과적이다.

Abstract

This paper proposes a new 3D modeling technique using disparity-motion relationship and feature points. To generate the 3D model from real scene, generally, we need to compute depth of model vertices from the dense correspondence map over whole images. It takes much time and is also very difficult to get accurate depth. To improve such problems, in this paper, we only need to find the correspondence of some feature points to generate a 3D model of object without dense correspondence map. The proposed method consists of three parts, which are the extraction of object, the extraction of feature points, and the hierarchical 3D modeling using classified feature points. It has characteristics of low complexity and is effective to synthesize images with virtual view and to express the smoothness of plain regions and the sharpness of edges.

I. 서 론

3차원 모델을 생성하는 방법들 중 스테레오 영상을

* 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部
(School of Electric and Electrical Engineering,
Kyungpook National University)

** 正會員, 金烏工科大學校 컴퓨터工學部
(School of Computer and Software Engineering,
Kumoh National University)

接受日字:2001年5月15日, 수정완료일:2001年11月27日

이용한 방법은 모델 생성에 스테레오 영상을 이용하면 3차원 스캐너와 같은 특수장치가 필요하지 않고, 단지 좌·우 두 입력 영상만으로 모델을 생성할 수 있다는 장점이 있다. 최근 스테레오 영상을 이용하여 모델을 생성하는 다양한 알고리즘이 제안되었다¹⁻³⁾.

Tzovaras는 객체 영역 내에서 일정한 와이어프레임(wireframe)을 적용하여 균일한 특징점을 추출한 후, 추출된 특징점을 이용하여 모델을 만드는 방법을 제안하였다¹⁾. 이 방법에서는 모델의 각 영역에 대한 특성 고려없이 균일한 특징점을 부여하여 평탄 영역에서는 특징점이 부족하고 경계 영역에서는 특징점이 많은 단

점이 있었다. Izquierdo는 밝기값의 경계영역을 기반으로 추출한 특징점과 전 영역에 대하여 예측된 변이 정보를 이용하여 각 특징점의 깊이정보를 추출함으로써 모델을 생성하였다^[2]. 이 방법은 특징점을 밝기값의 경계영역에 대해서만 추출하였기 때문에 밝기값이 평탄한 영역에서는 모델을 생성할 수 없는 문제점이 있다. 그리고 Fua^[3]는 영상조각(patch)을 기본단위로 하여 각 영상조각에 대한 변이정보를 예측하는 방법을 제안하였으나, 인접한 영상조각 사이의 연속성을 유지할 수 없다는 단점이 있다.

제한한 방법에서는 좌·우영상의 정합 정도를 높이기 위해 동영상의 움직임 정보를 고려하였고, 폐색 영역내에서 신뢰성 있는 깊이 정보를 위해서 폐색 영역 주변의 정합 가능성이 큰 특징점으로 범위 제한을 두었다. 또한, 기존의 방법들이 영상 전체의 변이를 추출함으로써 모델 생성의 연산량이 많아지는 단점을 보완하기 위해, 모델 생성에 필요한 특징점에 한해서만 변이 정보를 추출함으로써 연산량을 줄였다.

본 논문의 구성은 II장에서 스테레오 영상으로부터 3차원 모델을 생성하는 기존의 방법을 살펴보고 III장에서 제안한 특징기반의 계층적 3차원 모델 생성 방법을 생성 단계별로 설명한다. IV장에서는 제안한 방법으로 생성한 3차원 모델, 텍스처 맵핑, 중간시점 합성 영상의 결과와 연산량을 비교한 후, V장에서 결론을 맺는다.

II. 스테레오를 이용한 기존의 3차원 모델 생성 방법

스테레오 영상을 이용한 3차원 모델 생성 방법은 크게 변이기반과 특징기반으로 분류할 수 있다. 변이 기반의 3차원 모델 생성 방법은 입력 영상으로부터 먼저 좌·우 영상간의 차이인 변이를 구한 후, 객체를 배경과 분리한다. 분리된 객체 영역내에서 일정한 간격의 와이어프레임을 추출해내고 추출된 와이어프레임은 객체의 경계를 따라 이동시킨다. 그런 다음, 앞서 구한 변이 정보를 각 와이어프레임의 깊이 정보로 부여하여 최종적인 3차원 모델을 생성한다.

특징 기반의 3차원 모델 생성 방법은 먼저 영상 전체에 걸쳐서 변이를 구한다. 변이를 구한 후 객체를 분리하고 분리된 객체 영역내에서 경계선 추출을 한다. 추출된 경계선 정보에서 특징점을 추출하고 추출된 특징점은 Delaunay 삼각화(triangulation) 방법을 사용하

여 연결한다^[4]. Delaunay 삼각화 방법은 특징점들을 연결할 때 인접 화소와의 거리를 고려하여 가장 균등하게 분포하도록 화소들을 연결하는 방법이다. 이렇게 연결된 2차원 구조에 변이 정보를 깊이 정보로 부여하여 3차원 모델을 생성한다. 그림 1(a)는 변이 기반의 3차원 모델 생성 과정이며, 그림 1(b)는 특징 기반의 3차원 모델 생성 과정을 나타낸다.

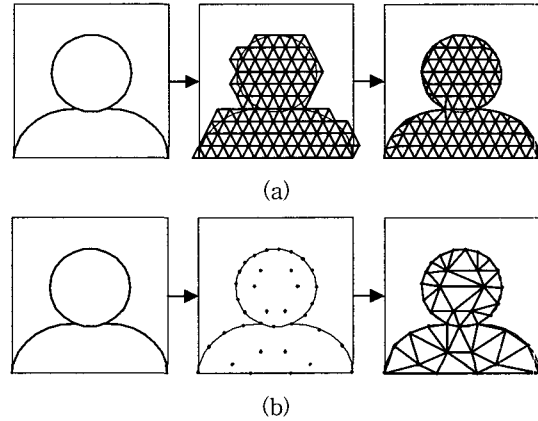


그림 1. 기존의 3차원 모델 생성 방법
(a) 변이기반 (b) 특징기반

Fig. 1. The conventional 3D modeling.
(a) disparity-based (b) feature-based

III. 제안한 특징기반의 3차원 모델 생성 방법

제한한 방법에서는 변이기반의 모델 생성 시간 단축을 위해 특징 기반으로 모델을 생성하고, 특징기반의 특징점 부족을 해결하기 위해 영상 단순화를 통해 변이를 구하는 방법을 고려하였다. 제안한 방법은 그림 2에서처럼 크게 객체 추출, 특징점 추출, 계층적 모델 생성이라는 3단계로 나누어진다.

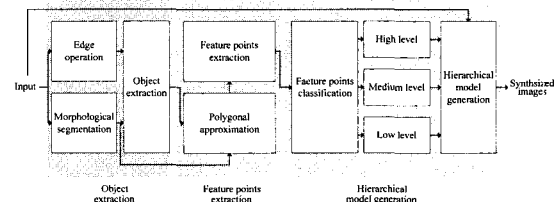


그림 2. 제안한 3차원 모델 생성 블록도
Fig. 2. The proposed 3D modeling block diagram.

1. 3차원 모델 생성을 위한 객체 추출

평탄한 배경으로부터 객체를 추출하기 위해서 수리 형태학(morphology)에 기반한 영상분할 방법과 경계선 추출방법을 사용한다. 밝기값의 차이가 큰 경우는 영역 분할이 정확한 수리형태학 기반^[5]의 영상분할의 결과를 이용하고, 배경과 객체의 밝기값이 유사하여 영역 분리가 어려운 경우는 Moravec 연산^[6]을 이용한 블럭내의 밝기값 차이를 기반으로 경계선을 추출하여 객체의 윤곽정보를 구한다.

본 논문에서는 경계를 굵게 추출하는 Moravec 연산자를 사용한다. 이 연산자를 사용하면 약한 경계정보도 굵게 추출할 수 있다. 이 연산은 블럭 내에서 가로, 세로, 대각선 방향으로 인접한 화소간의 차이를 구해서 가장 큰 값을 그 블럭의 평탄 정도로 나타낸다. 영상 전체에 Moravec 연산을 화소 단위로 수행하고 실험적으로 구한 문턱치(threshold)를 사용하여 경계선을 추출한다.

Moravec 연산자를 이용해서 추출된 객체는 Moravec 연산자가 경계 성분을 굵게 표현하므로 정확한 경계를 나타내지 못한다. 이를 해결하기 위해서 영역분할에 의해서 얻어진 경계 정보를 고려한다. 수리형태학적 영역분할은 밝기값의 차이가 큰 경계선을 정확하게 추출하므로 좀더 정확한 객체 추출이 가능하다. 그림 3은 밝기값에 따라 객체의 마스크 경계를 추출하는 과정이다.

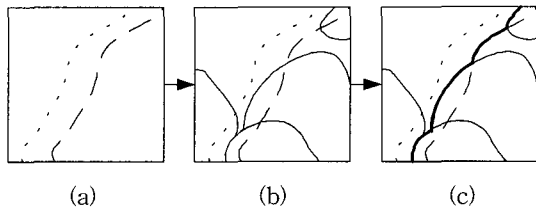


그림 3. 객체의 마스크 경계를 추적하는 과정
(a) Moravec 연산자 적용 (b) 수리 형태학 영역 분할 적용 (c) 경계 추출 결과
Fig. 3. Outline tracking process of object mask. (a) Using Moravec operator (b) Using morphological segmentation (c) Outline extraction result

그림 3의 (b)를 보면 유사한 밝기값에 의해 병합된 영역이지만 경계선이 존재하는 곳이 있다. 이 영역을 구분하기 위해서 Moravec 연산자와 밝기 기반의 수리 형태학적 연산자를 같이 사용한다. 그림 3의 (a)는

Moravec 연산자로 구한 객체의 마스크(집)에 녹입 연산을 수행(일점쇄선)해서 객체에 대한 윤곽을 생성하는 단계이다. (b)는 윤곽내에서 영역분할로 구한 경계선(실선)을 추출한 후, 윤곽내에서 경계선을 추적하는 과정이다. 추적시 윤곽의 외부로 벗어날 경우 그 전 분기점으로 돌아오며, 내부로 들어갈 경우 윤곽의 경계를 따라 추적한다. 시작점으로 되돌아오면 종료하고 그렇지 않으면 계속 반복 수행한다. (c)는 최종적으로 경계를 추출한 결과이다.

2. 특징점 추출

기존의 특징 기반 3차원 모델 생성 방법에서는 3차원 모델을 표현하기 위해서 경계 정보나 모서리 정보를 추출해서 미리 구한 변이를 적용하는 방법을 사용하는데, 구와 같은 객체의 경우, 경계 정보만으로는 구 내부의 깊이감을 표현하지 못한다.

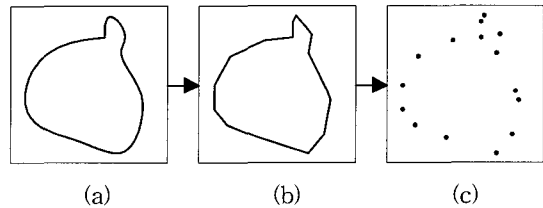


그림 4. 영역 근사화를 통한 특징점 추출
(a) 수리 형태학적 영상 분할 (b) 다각형 근사화 (c) 특징점 추출
Fig. 4. The feature points extraction by region approximation. (a) Morphological segmentation (b) Polygonal approximation (c) Feature points extraction

이를 해결하기 위해 본 논문에서는 모델 생성시 필요한 특징점을 영상을 단순화하는 방법으로 추출하여 경계정보뿐만 아니라 평탄영역도 고려하게 하였다. 제안한 방법에서는 수리 형태학적 필터로 분할된 각 영역을 다각형으로 근사화하고 다각형의 꼭지점을 특징점으로 추출한다. 그림 4는 영역 근사화를 통한 특징점 추출 과정을 나타낸다.

이때 근사화는 분할된 영역을 직선으로 근사화하는 과정인데, 근사되는 직선과 직선내 화소의 거리 합으로 누적 오차를 구해 이루어진다. 누적 오차는 다음 식과 같다.

$$E_d = \sum_n d_n \tag{1}$$

$$d_n = \frac{|ax_n + by_n + c|}{\sqrt{a^2 + b^2}} \quad (2)$$

여기서, n 은 직선으로 근사되는 구간의 화소 수를 의미하며, x_n, y_n 는 n 번째 화소의 위치를 나타낸다. a, b, c 는 직선을 이루는 계수이다.

3. 계층적 모델 생성

영상 단순화 및 다각형 근사화를 통해서 추출한 특징점으로 변이를 예측하게 되면 평탄영역에서 추출한 특징점의 경우 정합이 부정확하다. 따라서, 본 논문에서는 평탄 영역의 정합 정확성을 높이고 모델 생성 속도를 높이기 위해 특징점에 따라 계층적으로 모델을 생성하도록 하였다. 계층적 모델 생성 방법은 계층적 모델 접근을 통해 다음 단계의 평탄영역의 특징점에 대해서 정합 후보 영역을 제공하여 정확한 정합이 이루어지게 한다.

1) 특징점 분류

정합을 수행하면 평탄 영역보다는 경계 영역 화소의 정합률이 더 높다. 경계 영역의 정합률이 높은 점을 고려하면, 정합률이 낮은 평탄 영역의 특징점들은 경계 영역의 정합 결과를 이용하여 더욱 정합 정도를 높일 수 있다. 특징점은 Moravec 연산자의 결과에 따라 상위 계층, 중간 계층, 하위 계층으로 나누는데, 각 계층 별로 다음과 같이 정하였다.

- 상위 계층 : 객체의 경계를 나타내는 특징점 및 경계 성분이 상위 10%이내인 화소
- 중간 계층 : 객체내부 특징점 중 경계 성분이 상위 10~50%이내인 화소
- 하위 계층 : 객체내부 특징점 중 상위, 중간 계층을 제외한 나머지 화소

2) 변이-움직임의 상관관계를 이용한 정합

변이나 움직임의 추정을 위한 척도로서 PDC(pixel differences classification) 연산과 변이-움직임의 상관관계를 이용한다. PDC는 정합 블럭간의 각 화소마다 차이정도를 구하는 방법으로 불연속적 변이 정보에 대해서 정합률이 높고 움직임 추정에도 주관적 성능에서 MAD(mean absolute difference)보다 나은 성능을 보인다^[7]. 변이나 움직임 추정을 위한 함수는 다음과 같이 차이 화소의 개수가 최대인 점을 찾는다.

$$f_{PDC}(x, y, d) = \max[\sum_x \sum_y c(x, y, d)] \quad (3)$$

여기서 블럭간 화소의 차이 정도는

$$c(x, y, n) = \begin{cases} 1 & |I_r(x, y) - I_r(x, y+n)| < T_d \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

이며, T_d 는 화소의 차이를 정하는 문턱치이다.

또 하나의 정합 척도로서 사용하는 변이와 움직임의 상관관계는 좌·우영상간의 변이와 다음 프레임 영상간 움직임이 일정한 규칙을 갖는다는 점을 이용하여 다음 식과 같이 정의한다.

$$d^t = I_r^t - I_l^t \quad (5)$$

$$d^{t+1} = I_r^{t+1} - I_l^{t+1} \quad (6)$$

$$m_r^t = I_r^{t+1} - I_r^t \quad (7)$$

$$m_l^t = I_l^{t+1} - I_l^t = d^{t+1} - d^t + m_r^t \quad (8)$$

여기서 d^t 는 현재 프레임의 변이, d^{t+1} 은 다음 프레임의 변이, m_r 은 우영상의 움직임, m_l 은 좌영상의 움직임, I_l 은 좌영상의 밝기, 그리고 I_r 은 우영상의 밝기를 나타낸다. 좌영상에 대한 변이 추정의 정확성은 식(8)에서처럼 좌·우 각각의 변이 정보와 현재 프레임과 다음 프레임에서의 움직임 정보를 이용하여 확인할 수 있다.

그림 5는 좌·우 각각의 변이 정보와 현재 프레임과 다음 프레임에서의 움직임 정보를 이용한 상관관계를 나타낸다. 연속된 스테레오 영상에서 t 프레임의 좌우영상간의 변이를 d^t 라고 하며 우영상에서의 실선객체와 점선객체의 차이를 변이로 나타내었다. t 프레임에서 좌우영상간의 변이가 있는 경우, 다음의 $t+1$ 프레임에서 움직임이 발생하였다고 가정하고 $t+1$ 프레임의 좌우영상에서 실선으로 움직인 객체를 나타내었다. 이 경우에 식(8)에서처럼, t 프레임의 좌영상 객체가 $t-1$ 프레임의 우영상에서 나타나는 경로와 변이를 가진 t 프레임의 우영상이 다시 $t+1$ 프레임에 움직임을 가지고 나타나는 경로 사이에 벡터적으로 동일한 관계가 나타난다.

그림 5의 상관관계를 이용한 변이-움직임 추정에서 나타나는 오차를 다음의 비용함수로 나타내었다. 정합에 이용되는 비용함수는

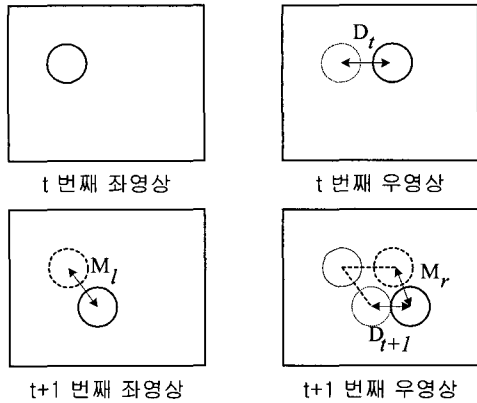


그림 5. 변이 및 움직임의 상관관계
Fig. 5. The disparity-motion relationship.

$$\begin{aligned}
 E = & \sum_{(x,y) \in WS_d} f_{PDC}(x,y,d^t) \\
 & + \sum_{(x,y) \in WS_d} f_{PDC}(x,y,d^{t+1}) \\
 & + \sum_{(x,y) \in WS_m} f_{PDC}(x,y,m^L) \\
 & + \sum_{(x,y) \in WS_m} f_{PDC}(x,y,m^R)
 \end{aligned} \tag{9}$$

로서, WS_d 는 변이 추정시 사용되는 블록의 크기, WS_m 는 움직임 추정시 사용되는 블록의 크기이며 d^t 와 d^{t+1} 는 각각 t와 t+1 프레임에서의 변이를, m^L 와 m^R 는 각각 좌영상과 우영상에서의 t와 t+1 프레임간의 움직임을 의미한다. 그리고 변이 및 움직임의 상관관계를 이용한 정합은 정합의 비용함수를 최대화하는 값으로 정의를 내린다. 변이-움직임 상관관계에서 나타나는 비용함수를 최소화하는 값으로 변이를 추출한다.

3) 정합 후보 영역의 설정

상위 계층의 특징점에 대한 모델이 만들어지면 좌·우영상에는 세 점으로 이루어진 삼각형이 존재한다. 중간 단계의 특징점에 대해 해당하는 삼각형을 조사하고 좌·우의 삼각형내에서 정합후보영역이 결정된다. 하위 단계의 특징점에 대해서도 동일한 과정을 수행하여 정합후보영역을 이용한 평탄한 영역에서의 정합을 수행할 수 있다.

그림 6에서 보면 우영상의 세 점 (x_{R1}^n, y_{R1}^n) , $(x_{R1}^{n+1}, y_{R1}^{n+1})$, $(x_{R1}^{n+2}, y_{R1}^{n+2})$ 과 좌영상의 세 점 (x_{L1}^n, y_{L1}^n) , $(x_{L1}^{n+1}, y_{L1}^{n+1})$, $(x_{L1}^{n+2}, y_{L1}^{n+2})$ 으로 정합되는 상위계층의 모델 생성 결과에서 하위계층의 화소 p에 대한 정합을 수행하고자 할 때, p의 정합 후보 영역은 삼각형에 의

해서 B범위로 정할 수 있다. 여기서 n은 화소의 순서를, $R1$ 은 1단계 우영상을, $L1$ 은 1단계 좌영상을 의미한다.

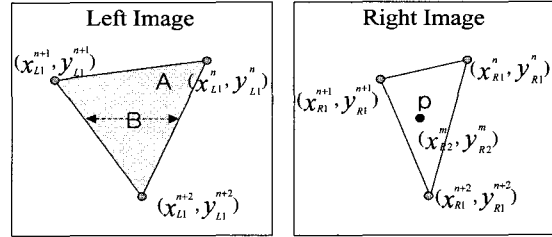


그림 6. 상위 계층 모델을 이용한 정합 후보 영역 결정
Fig. 6. The candidate region for matching using upper level model.

4) 계층적 모델 생성 기법

다각형 근사화를 통해서 구한 경계 영역과 평탄 영역의 특징점을 경계 정도에 따라 3단계로 분류한다. 분류한 특징점 중에서, 상위계층의 특징점에 대하여 변이-움직임 관계를 이용하여 변이를 구한다. 여기서 구한 변이를 깊이정보로 하여 초기 모델을 생성하고, 생성된 모델을 상위 계층 정보로 하여 하위 계층 모델 생성시 기준값으로 이용한다. 여기서 모델 생성은 Delaunay 삼각화방법을 사용하였다. 그림 7은 계층적으로 모델을 생성하는 과정을 나타낸다.

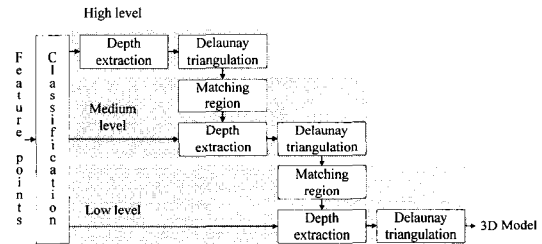


그림 7. 계층적 모델 생성 방법 블록도
Fig. 7. The block diagram of hierarchical modeling.

IV. 실험 및 고찰

실험에는 일반적인 화상영상인 그림 8, 9의 384×384의 'man'영상과 720×576의 'anne'영상을 사용하였다. 실험에 사용된 스테레오 영상은 극상선(epipolar line) 제한 조건을 만족하여 일차원 탐색만을 수행하여 변이를 예측하였다.

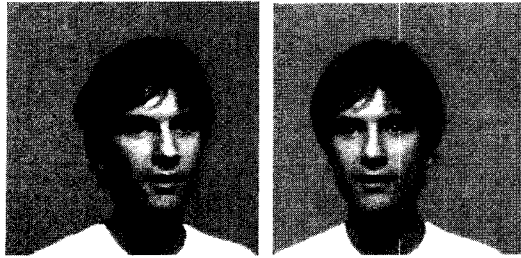


그림 8. 실험에 사용된 'man' 스테레오 영상
Fig. 8. The original stereo image of 'man'.

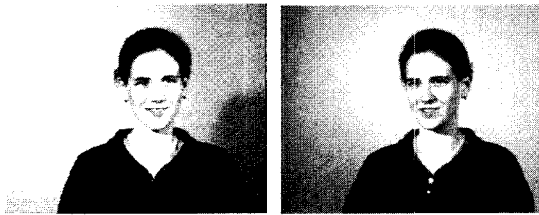


그림 9. 실험에 사용된 'anne' 스테레오 영상
Fig. 9. The original stereo image of 'anne'.

Moravec 연산에서 사용된 특징점과 직체 추출을 결정하는 값으로 15의 경계 정도가 적용되었고, 객체의 다각형 근사화에 사용된 식 (1)에서는 다각형의 근사화를 위해 근사화하는 직선과 구성 화소간의 오차정도를 모델링하려는 특징점의 수를 고려해서 16의 문턱치를 적용하였다. 영상을 단순화하는 부분에 사용되는 수리 형태학의 형태소 크기는 단순화 정도에 따라 달라질 수 있는데 실험에서는 좀더 세밀한 표현을 위해서 7×7 형태소를 사용하였고, 변이 탐색시는 7×7 크기의 블럭을, 움직임 탐색시는 9×9 크기의 블럭을 사용하였다. 일차원 탐색의 변이보다 이차원 탐색의 움직임 정보의 추출이 어렵기 때문에 움직임 탐색시 변이보다 큰 블럭을 사용하였다.

1. 3차원 모델 생성 결과

모델의 특징점은 'man' 영상이 상위, 중간, 하위 계층의 화소를 합하여 1072개, 'anne' 영상이 상위, 중간, 하위 계층의 화소를 합하여 1059개였다. 이 화소수는 나타내고자 하는 해상도에 따라 단순화된 영역의 수와 영역당 나타낼 수 있는 특징점의 수를 고려하여 조절할 수 있다.

그림 11은 제안한 방법에 의해 생성된 3차원 모델을 나타내는데, 기존의 방법인 그림 10과 비교해 보면 특징이 없는 평탄한 머리부분에서 좀더 정확한 모델이 생성되었음을 보여준다. 변이 기반인 그림 10(a)는 모

두 머리 부분과 같은 평탄하고 아무 특징이 없는 부분에서 모델 생성의 정확성이 떨어짐을 확인 할 수 있다. 제안한 방법이 기존 방법에 비해 객체의 코, 입술 부분에서 좀 더 경계를 잘 살려줌을 알 수 있다.

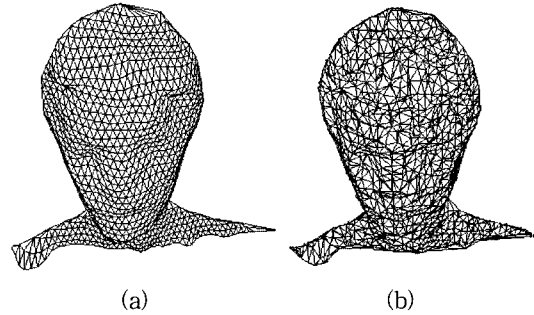


그림 10. 기존의 3차원 모델 생성
(a) 변이기반 (b) 특징기반
Fig. 10. The conventional 3D modeling.
(a) disparity-based (b) feature-based

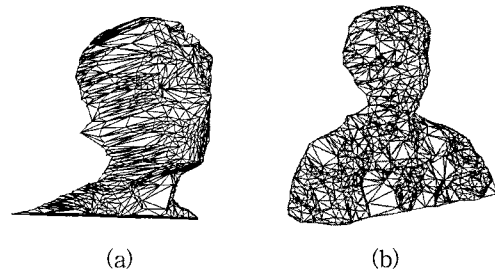


그림 11. 제안한 방법을 이용한 3차원 모델
(a) 'man' 영상 (b) 'Anne' 영상
Fig. 11. The 3D models of 'man' using proposed method. The 3D models of (a) 'man' and (b) 'Anne'.

2. 텍스처 맵핑 결과

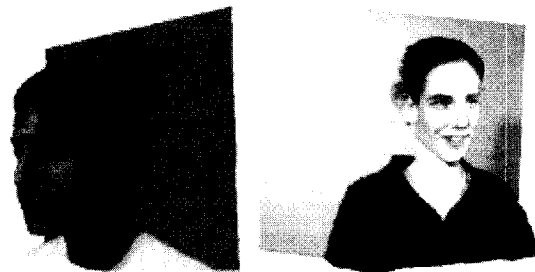


그림 12. 제안한 방법을 이용한 'anne'의 임의의 관점 영상
Fig. 12. The arbitrary-view image of 'anne' using proposed method.

제안한 방법의 모델 생성 결과를 시각적으로 확인하기 위해 Systems In Motion 사에서 제공하는 "Rational Reducer"라는 툴을 이용하였다. 그림 12와 13은 제안한 방법으로 생성한 모델에 텍스처 맵핑(texture mapping)한 입의의 관측 시점에서의 합성 영상이다. 제안한 특징 기반의 3차원 모델 생성 기법으로 경계 부분에서 정확한 모델 생성이 가능하였고 평탄영역에서도 비교적 정확한 모델 생성이 가능하다는 것을 알 수 있다.

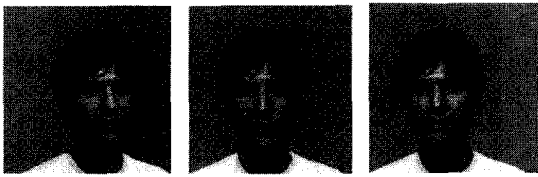


그림 13. 제안한 방법을 이용한 'man'의 중간 관점 영상
Fig. 13. The intermediate-view image of 'man' using proposed method.

3. 연산량 비교

기존의 3차원 모델을 만드는 방법들은 스테레오 영상에 대하여 전체 변이를 구한 후, 깊이 정보로 변환하여 모델에 깊이 값을 부여함으로써 모델 생성 시간보다 변이 추출에 시간이 더 많이 걸렸다. 제안한 방법은 해당 특징점에 대해서만 변이를 구하므로 모델 생성 시간을 줄일 수 있었다. 이에 대한 연산량을 비교하면, 피라미드 구조의 계층적 정합 방법의 전역 탐색에 필요한 연산량은 다음 식과 같다.

$$C_{pyramid} = \frac{1}{4} W \cdot H(2s+1)(2B^2-1) + W \cdot H(\frac{s}{2}+1)(2B^2-1) \quad (10)$$

여기서, W는 영상의 가로 크기, H는 영상의 세로 크기를 나타내고, s는 탐색 범위, B는 정합시 사용되는 블럭의 크기를 나타낸다. 일반적인 3차원 모델을 위한 피라미드 구조의 계층은 2단계이다.

반면, 제안한 계층적 모델 생성 방법에 필요한 연산은 다음 식으로 주어진다.

$$C_{proposed} = N_n \left\{ l_n \times (\frac{s}{2} + 1) + 8 \times (l_n - 1) \right\} \quad (11)$$

$$(2B^2 - 1) + N_n (2m + 1)^2 (2B^2 - 1)$$

여기서 n은 상위, 중간, 하위 계층을 의미하며, l_n 은 계층의 단계를 의미하며 각각 1, 2, 3의 값을 가진다.

그리고 m은 움직임 추정시의 탐색 범위이고, N_n 은 각 단계별 모델 생성시 필요한 특징점의 수이다. 384×384 의 크기를 가지는 영상으로 연산량을 구해보면, 탐색 범위 s는 -50에서 50으로 가정하고, m은 -10에서 10, 각 계층별 특징점 수는 1000개를 기준으로 상위 100개, 중간 400개, 하위 500개이다. 두 방법의 연산량을 비교하면, 아래 식과 같다.

$$\frac{C_{pyramid}}{C_{proposed}} \approx 16.4 \quad (12)$$

즉, 제안한 방법이 피라미드 구조의 계층적 정합 방법에 비해 약 16배 정도 연산량이 줄어드는 것을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 변이-움직임의 관계와 특징점을 이용한 계층적 3차원 모델 생성 방법을 제안하였다. 제안한 3차원 모델 생성 방법에서는 영상 정보를 단순화하여 영역 정보를 추출하고 특징점을 영역 근사화로 추출한 다음 특징점의 경계성분 정도에 따라 계층적으로 모델을 생성하였다. 모델 생성 중 특징점에 한해서만 변이를 구함으로써 적은 연산량이 요구되었다.

앞으로 변이와 움직임의 상관성을 좀더 고려하면 다음 프레임의 모델 생성시 좀더 정확하게 모델을 생성할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] 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.

[2] E. Izquierdo and S. Kruse, "Image Analysis for 3D Modeling, Rendering, and Virtual View Generation," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 71, no. 2, pp. 231-253, 1998.

[3] P. Fua, "From Multiple Stereo Views to Multiple 3-D Surfaces," *Int. Jour. of Computer Vision*, vol. 24, no. 1, pp. 19-35, 1997.

- [4] P. Bourke, "Efficient Triangulation Algorithm Suitable for Terrain modeling," <http://www.mhri.edu.au/~pdb/modelling/triangulate>, 1989.
- [5] P. Salembier and M. Pardas, "Hierarchical Morphological Segmentation for Image Coding," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 7, no. 2, pp. 279-286, 1997.
- [6] H. P. Moravec, "Towards Automatic Visual Obstacle Avoidance," *Proc. of the Int. J. Conf. of Artificial Intelligence*, pp. 584, 1977.
- [7] H. Fan and K. N. Ngan, "Disparity Map Coding Based on Adaptive Triangular Surface Modeling," *Image Communication*, vol. 14, pp. 119-130, 1998.

 저 자 소 개

李昊根(正會員) 第38卷 SP編 第4號 參照

河永浩(正會員) 第38卷 SP編 第3號 參照

韓圭必(正會員) 第38卷 SP編 第9號 參照