

스테레오 정합과 중간 등위면 마칭큐브를 이용한 3차원 재구성

(3D Reconstruction Algorithm using Stereo Matching and the Marching Cubes with Intermediate Iso-surface)

조인제[†] 채영호[‡]

(In Je Cho) (Young Ho Chai)

요약 본 논문은 스테레오 정합(stereo matching)과 마칭큐브(marching cube)알고리즘을 통합하는 효과적인 알고리즘을 제안한다. 여러 각도에서 획득한 영상에 대해 스테레오 정합 기술을 적용하여 3차원 형상 데이터를 획득하고 카메라 외부 파라미터를 이용하여 결합하였다. 결합된 데이터를 영상 색인을 이용하여 메쉬로 재구성한 다음 각 점에 해당하는 법선벡터를 획득하고 메쉬 평탄화(mesh smooth)의 과정을 거쳐서 데이터를 부드럽게 처리하였다. 본 논문은 3차원 메쉬 재구성에 대한 일련의 과정 및 기술을 서술하였으며, 기존의 마칭큐브 알고리즘에서 생기는 3차원 데이터의 불안정에 대한 문제를 중간 등위면(iso-surface) 알고리즘을 제안하여 개선하였다.

키워드 : 스테레오 정합, 3차원 재구성, 메쉬 평탄화, 마칭큐브

Abstract This paper proposes an effective algorithm that combines both the stereo matching and the marching cube algorithm. By applying the stereo matching technique to an image obtained from various angles, 3D geometry data are acquired, and using the camera extrinsic parameter, the images are combined. After reconstructing the combined data into mesh using the image index, the normal vector equivalent to each point is obtained and the mesh smoothing is processed. This paper describes the successive processes and techniques on the 3D mesh reconstruction, and by proposing the intermediate iso-surface algorithm. Therefore it improves the 3D data instability problem caused when using the conventional marching cube algorithm.

Key words : stereo matching, 3D reconstruction, mesh smooth, marching cube

1. 서 론

컴퓨터 그래픽의 발전에 따라 2차원 영상을 이용하여 3차원으로 재구성하는 연구에 대한 관심이 집중되고 있다. 이는 2차원 영상을 이용하여 3차원으로 재구성하기 때문에 매우 사실적이며, 모델링에서 걸리는 시간을 크게 단축할 수 있는 이점을 가지고 있다. 본 논문은 스테레오 정합을 이용한 3차원 정합부터 마칭큐브를 이용한 메쉬 재구성까지의 과정을 서술하였다. 스테레오 정합시에 발생하는 핵심 편차오류를 수정하기 위한 효율적

인 방법을 적용하고 영상색인을 이용한 3차원 정합의 중복메쉬를 제거하기 위한 마칭큐브를 이용하였다. 마지막으로 마칭큐브 알고리즘에서 사용되는 등위면을 생성할 때 발생하는 오류를 줄이기 위해 기준 메쉬로 중간 등위면을 사용하는 알고리즘을 제시하였다.

본 논문은 그림 1에서와 같이 다섯 개의 과정을 거치고 있다. 마지막 과정에서 사용되는 마칭큐브 알고리즘은 1987년에 William E. Lorensen과 Harvey E. Cline에 의해 발표된 알고리즘과 등위면 테이블을 사용하였다[1]. 관련된 연구로는 총 23개의 등위면을 이용한 Gregory M. Nielson, Adam Huang, Steve Sylvester의 연구가 있다[2]. 마칭큐브 알고리즘과 매우 흡사한 방식으로 메쉬를 재구성하는 Geoff Wyvill, Craig McPheeeters, Brain Wyvill의 연구[3]는 부드러운 표면을 표현하기 위한 자료 구조 및 알고리즘에 대해 설명하고 있으며 이를 응용한 임의의 포인트 집단에 대한

• 이 논문은 2004년도 중앙대학교 학술연구비(일반연구비) 지원에 의한 것임.

† 비회원 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과
ccijjj@daum.net

‡ 종신회원 : 중앙대학교 기계공학부 교수
yhchai@cau.ac.kr

논문 접수 : 2004년 5월 13일
심사 완료 : 2004년 12월 23일

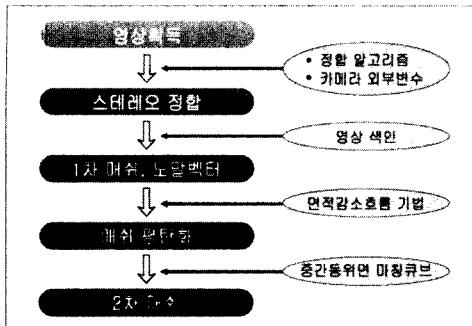


그림 1 전체 과정

매쉬 재구성 및 매쉬 최적화에 대한 연구도 발표 되어졌다[4].

2. 스테레오정합과 영상색인을 이용한 3D 매쉬 재구성

2.1 스테레오정합을 이용한 3D 정합

스테레오 정합은 영상의 픽셀 편차를 이용하여 3차원으로 재구성하는 기술이다. 하지만 유사한 텍스쳐 데이터가 반복되는 물체의 정합에는 영상간의 픽셀편차가 작아 효과적인 정합 알고리즘이 필수적이다.

본 논문에서는 블록 정합 방식을 이용한 지역 기반 정합(Local area based Matching)을 사용하였다. 이와 관련된 연구로는 절대 값을 이용하여 편차를 획득한 SAD(Sum of Absolute Differences) 및 SSD(Sum of Squared Differences)[5], NCC(Normalized Cross Correlation)이 있다. 또한 NCC를 좀 더 빨리 계산하기 위해 변형한 FastZNCC(Fast Zero Normalized Cross Correlation)가 있다[6]. SAD 및 SSD는 영상에 존재하는 잡음에 대한 필터링의 기능을 갖고 있지 않기 때문에 영상의 애지 부분에 여러 값이 증폭 되는 문제점을 해결하기 위해 NCC 및 FastZNCC를 사용하지만 반복되는 텍스쳐 데이터에 대해 편차의 오류가 심해진다는 문제점이 따른다. Falkenhagen은 NCC 정합 알고리즘에 다이나믹 알고리즘(dynamic algorithm)을 적용하여 편차 획득에 있어 좀 더 효과적인 방법을 제시 했다[7].

본 논문에서는 이를 좀 더 응용해서, 편차를 구하지 못한 픽셀은 영상 x 좌표에 대해 기울기 값을 이용하여 보정하는 선형 보간법을 사용하였다. 이렇게 획득한 편차를 식 (1), (2)에 적용하면 매우 이산적인 데이터가 획득되기 때문에 적합 포물선(fitted parabola)[8] 방식을 사용하여 획득한 편차를 수정한 다음 식에 적용하여 재구성 하였다.

스테레오 정합이란 왼쪽 시점과 오른쪽 시점의 차이를 분석하여 3차원으로 재구성하는 알고리즘이기에 두

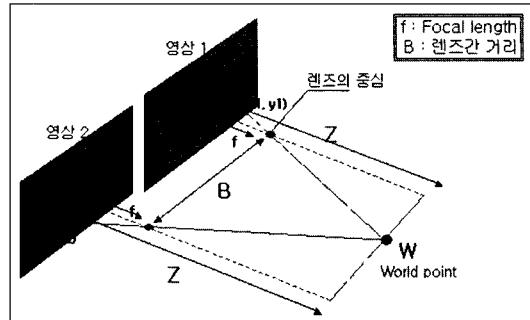


그림 2 스테레오 정합의 원리

대 이상의 카메라가 필요하다. 그림 2에서 볼 수 있듯이 각각의 카메라에서 획득한 왼쪽, 오른쪽 영상에서 각 픽셀에 대해 편차를 획득 한 다음, 획득한 편차를 이용하여 3차원으로 재구성한다.

$$X_1 = \frac{x_1}{f} \times (f - Z_1), X_2 = \frac{x_2}{f} \times (f - Z_2) \quad (1)$$

$$X_2 = X_1 + B, Z_2 = Z_1 = Z \quad (2)$$

$$Z = f - \frac{f \times B}{x_2 - x_1} \quad (3)$$

$$X = \frac{x_1}{f} \times (Z - f), Y = \frac{y_1}{f} \times (Z - f) \quad (4)$$

여기서 X_i, Y, Z_i, Z 는 월드 좌표계의 3차원 포인트 (W) 좌표 값이며, x_i 는 월드 포인트가 카메라 렌즈에 투영되어 생긴 영상의 x 좌표 값이다. 또한 f 는 카메라 초점 거리, B 는 두 대의 카메라 렌즈 사이의 거리이다. 월드 좌표계의 기준은 왼쪽 카메라 렌즈의 축을 기준으로 한다. XZ 평면상의 비례 삼각형으로 구한 식 (1)과 분리된 두 대의 카메라에 해당하는 식 (2)를 이용하여 식 (3)을 얻을 수 있으며, 획득된 편차인 $(x_2 - x_1)$ 와 함께 깊이 값을 얻는다. 식 (4)에 의해 대상 물체의 3차원 좌표 값을 획득하고 카메라 외부파라미터[9]를 이용하여 정합(registration)시킨다.

2.2 영상색인을 이용한 3D 매쉬 재구성

스테레오 정합으로 합성된 데이터를 각 시점에 해당하는 영상 색인을 이용하여 매쉬로 재구성한다. 이는 영상 명암도를 이용해서 지형 맵을 생성하는 알고리즘을 이용하였다[10]. 인접한 3차원 데이터와의 거리를 이용한 식 (5)를 이용하여 연결해야 할 부위와 연결하지 말아야 할 부위를 결정한다. 이때 연결된 점에 대한 법선 벡터를 계산한다.

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Neighborhood Distance + threshold \quad (5)$$

N 은 3차원 데이터의 개수이며, Neighborhood Distance는 영상 색인의 좌표 값을 이용한 이웃 3차원 데이터와의 거리이다. 본 논문에서 임계값은 인접한 데이

타와의 거리의 절반으로 하였다. 이 과정을 통해서 3차원 데이터 포인트를 메쉬로 재구성 할 수 있지만 각각의 시점에서 겹치는 영역이 존재하여 메쉬 개수가 많아지기 때문에 랜더링에 소요되는 시간이 매우 길어진다. 또한 획득한 3차원 데이터를 영상 색인을 이용하여 메쉬로 재구성하면 매우 거친 표면의 메쉬 데이터가 획득된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 면적감소흐름(Area decreasing flow)기법을 3차원 데이터에 적용한 메쉬 평탄화[11]의 과정을 거치게 된다.

$$a_i = v_{i1} - v^{(k)}, \quad b_i = v_{i2} - v^{(k)} \quad (6)$$

$$A = \sum_{i=1}^I [(b_i \cdot n^{(k)})a_i - (a_i \cdot n^{(k)})b_i] \cdot (a_i - b_i) \quad (7)$$

$$B = \sum_{i=1}^I |a_i - b_i|^2 - [(a_i - b_i) \cdot n^{(k)}]^2 \quad (8)$$

$$l = \frac{A - c \Delta v^{(k)} \cdot n^{(k)}}{B + c} \quad (9)$$

$$v^{(k+1)} = v^{(k)} + l n^{(k+1)} \quad (10)$$

여기서 $v^{(i)}$ 는 인접 메쉬들에 공통적으로 포함된 점 데이터이다. v_c 은 그림 3의 엠브렐러 연산[12]에 필요한 인접 데이터이다. n 은 $v^{(i)}$ 의 법선 벡터이며, c 는 임계값으로 본 논문에서는 0.0001을 사용하였다. 식 (6), (7), (8)을 이용하여 A, B를 획득하고, 획득된 A, B 값을 이용하여 스칼라 값 l 을 구한다. 최종적으로 식 (10)을 이용하여 기존 데이터를 갱신한다.

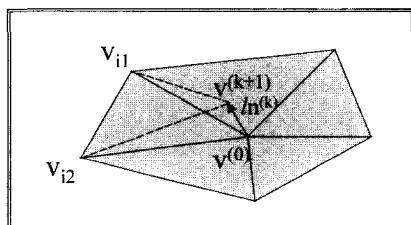


그림 3 엠브렐러 연산

3. 중간 등위면 알고리즘

3.1 복셀(voxel) 생성 및 공유 데이터 검색

본 논문에서는 영상 색인을 이용하여 메쉬로 재구성할 시 발생되는 문제점을 해결하기 위해 마칭큐브 알고리즘을 사용하였다. 2장에서 처리된 데이터의 좌표 값을 이용하여 바운딩 박스를 획득한다. 획득한 바운딩 박스 내부를 일정한 크기의 복셀로 분할한다. 복셀의 크기는 사용자 입력으로 결정되며, 분할된 복셀은 서로 같은 크기를 가지고 있다. 복셀의 크기가 너무 크게 되면 메쉬 재구성 과정을 거칠 때 많은 오류가 생기는 단점이 있다. 반면 복셀의 크기가 너무 작게 되면 좀 더 정확한 데이터를 획득 할 수 있지만 시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 그림 4에서처럼 바운딩 박스를 이용하여 복셀을 생성한 다음 3차원 데이터가 존재하지 않는 영역에 존재하는 복셀은 삭제한다. 그렇기 때문에 그림 5의 마칭큐브 테이블[1]에서 0번에 해당하는 빈 큐브는 본 논문에서는 필요하지 않다.

이렇게 생성된 복셀을 이용하여 3차원 데이터의 영역을 검사한 다음 각 복셀 영역에 속하는 3차원 데이터를 분할하여 저장한다. 각각의 복셀은 자신의 영역에 속하

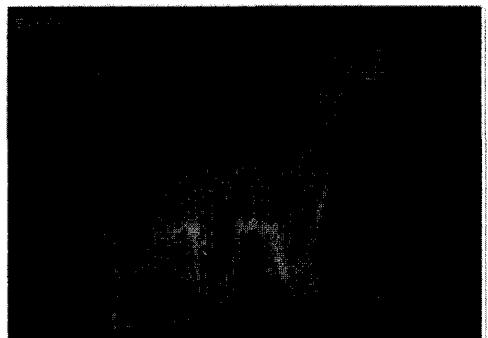


그림 4 복셀 데이터 생성

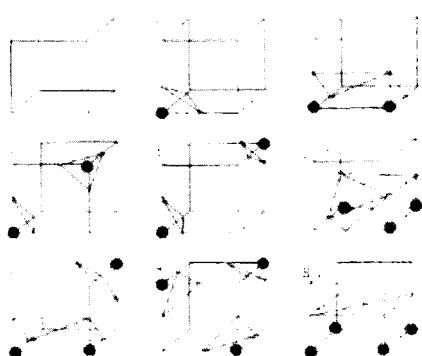
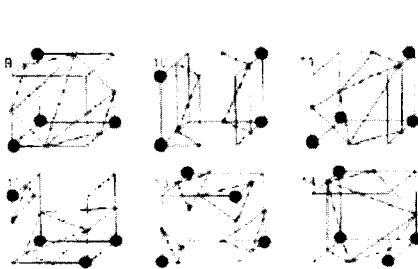


그림 5 마칭큐브 테이블



는 3차원 데이터를 갖고 있기 때문에 공유 데이터 검색 시 검색 데이터에 제한을 둘으로써 검색 시간을 최소화 시킨다. 여기서 공유 데이터란 각 복셀의 모서리를 중심으로 일정한 구 영역에 속하는 3차원 데이터를 말한다. 모든 복셀은 8개의 모서리를 가지고 있고 이 모서리는 다른 복셀의 모서리와 교차되는 점이기도 하다. 임의의 복셀은 그 복셀로부터 인근에 위치한 복셀에 의해서 모서리 점이 공유되어 지고 있다. 공유 데이터 검색 대상은 기준 복셀과 인접 복셀의 3차원 데이터로 제한을 두고, 검색 영역 기준은 공유되는 모서리를 중심점으로 식 (11)의 반지름을 이용하는 구(그림 6)를 이용하였다.

$$r = \frac{\text{voxel edge}}{2} + \text{threshold} \quad (11)$$

검색 기준인 복셀(voxel)의 모서리

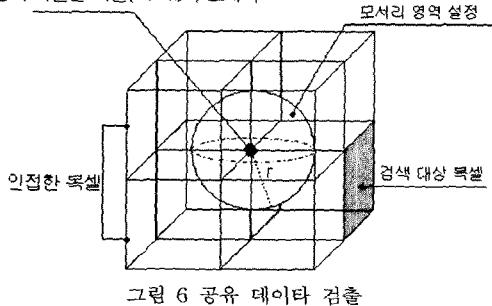


그림 6 공유 데이터 검출

3.2 중간 등위면 생성

마칭큐브 알고리즘에서 사용되는 등위면을 생성할 때 발생하는 오류를 줄이기 위해 기준 메쉬로 중간 등위면을 사용한다. 중간 등위면은 판별 기준이 되는 복셀의 가장자리 중심점에서 가장 가까운 3개의 3차원 데이터를 이용하여 획득한 메쉬이다. 등위면을 생성하기 위해서는 각 복셀이 갖고 있는 8개의 모서리 점과 3차원 데이터에 대한 상관관계 - 각 복셀의 모서리 점들이 3차원 데이터 사이에 있는 것인지, 외부에 있는 것인지, 내부에 있는 것인지 -를 판별해야 한다.

먼저 각 복셀 모서리점이 포함하는 가장자리 부분을 검색 한다. 그림 7에서 볼 수 있듯이, 모서리 점 v^1 이 포함하는 가장자는 e_1, e_2, e_5 이다. 앞서 각 복셀의 모서리 점을 중심으로 저장된 데이터를 이용하여 데이터를 검색한다. 여기서 e_i 는 복셀 모서리 중심점이다. 현재 복셀은 3차원 데이터가 존재하는 영역에서만 생성되어 있기 때문에 모서리 점이 3차원 데이터 외부, 혹은 내부인지만 판별하면 된다. 이를 위해서 각 복셀 가장자리 중심점으로부터 제일 가까운 3개의 점을 찾는다.

예를 들어 v^1 에 속하는 e_1, e_2, e_5 를 기준으로 하여 검색할 경우, 앞서 모서리 점을 기준으로 검색해서 저장

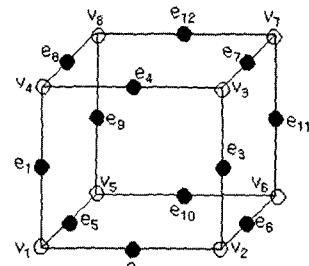


그림 7 복셀 가장자리

한 데이터 중 e_1, e_2, e_5 에서 각각 가장 가까운 거리에 존재하는 3차원 데이터 1개씩을 획득한다. 이렇게 획득한 3개의 데이터를 이용하여 그림 8에서처럼 중간 등위면을 생성한다. 이는 복셀의 각 모서리가 포함하고 있는 가장자리 중심점으로부터 가장 가까운 점들이기 때문에 오류가 생길 가능성을 최대한 줄일 수 있게 된다.

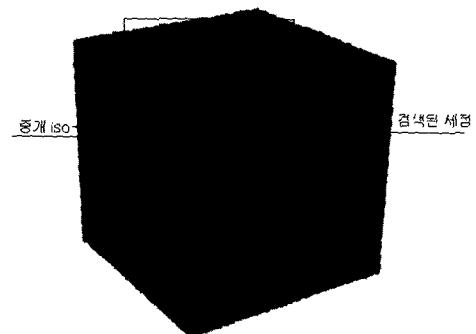


그림 8 중간 등위면 생성

3.3 복셀 모서리 상태 판별

생성된 중간 등위면을 이용하여 복셀 모서리 점의 상태를 판별한다. 중간 등위면은 스테레오 정합으로 획득된 3차원 데이터 중 해당복셀 가장자리 중심점으로부터 가장 근접한 점 3개를 찾아 연결한 메쉬이기 때문에 법선벡터를 획득할 수 있다. 하지만 법선벡터를 획득하기 위해서는 베이스를 그려주는 방향에 대해 결정해야 한다. 만약 법선벡터를 잘못 구하게 되면 틀린 등위면이 생성된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 식 (12)를 사용한다.

$$f = \text{meshapp normal} \cdot \frac{\sum_{i=1}^3 v_{ni}}{3} \quad (12)$$

여기서 meshapp normal은 중간 등위면의 그려주는 방향을 임의로 잡아 획득한 법선벡터이다. 또한 v_{ni} 는 영상 색인을 이용하여 획득한 3차원 데이터의 법선벡터이다. 중간 등위면은 3개의 데이터로 구성되어 있기 때문에, 그 데이터에 해당하는 법선벡터의 평균값을 구한

다음 임의의 중간 등위면의 법선벡터와 식 (12)에서처럼 내적을 이용하여 계산을 해준다. 만약 f 의 값이 0보다 작을 경우 중간 등위면의 법선벡터가 잘못된 것이다. 이는 중간 등위면을 그려주는 방향을 반대로 하여 법선벡터를 획득하면 된다. 마지막으로 중간 등위면의 중심점을 획득한다. 획득한 중심점과 법선벡터를 이용하여 복셀의 모서리 점과의 관계를 식 (13)을 이용하여 판별한다.

$$f(p) = (p - c) \cdot n_c \quad (13)$$

여기서 p 는 복셀 모서리 점이고, c 는 중간 등위면의 중심점이다. n_c 는 중간 등위면의 법선벡터이다. $f(p)$ 의 값이 '-'인 경우 복셀 모서리 점은 내부에 위치한 것으로 판별하고, '+'인 경우 외부에 있는 것으로 판별한다. 모든 복셀에 대한 상태를 파악한 다음, 마칭큐브 테이블 색인[2]을 이용하여 등위면을 참조하고 이를 이용하여 하나의 통합 메쉬 데이터로 재구성 한다.

표 1 자료 구조

```
struct data {
    float x, y, z;
    float n_x, n_y, n_z;
    struct data *next;
} 3D_DATA

struct voxel {
    float max_x, min_x;
    float max_y, min_y;
    float max_z, min_z;
    struct 3D_DATA *data;
    struct SPHERE *data[8];
    int table_number;
} VOXEL_DATA

struct sphere {
    struct 3D_DATA *data;
    float shortest_pointer[3][3];
    float shortest_pointer_normal[3][3];
    float approach_normal[3];
    float normal[3];
    float center[3];
} SPHERE
```

3.4 자료 구조

위에서 서술한 알고리즘을 구현하기 위해서는 표 1과 같이 기준 3D데이터와 복셀 데이터 그리고 일정 구 영역 기준 3D 데이터를 효율적으로 분리저장 하기위한 자료 구조가 필요하게 된다. 3D_DATA는 스테레오 정합을 이용하여 재구성된 3차원 데이터이다. VOXEL_

DATA는 3차원 데이터를 이용하여 생성된 복셀 데이터로써 각 복셀마다의 정점 정보와 포함하고 있는 3D_DATA 정보를 가지고 있다. 또한 각 복셀의 모서리 점 $max_x, min_x, max_y, min_y, max_z, min_z$ 와 3.1에서 설명한 임의의 구 영역에 존재하는 3차원 데이터 SPHERE를 가지고 있다. Table_number란 상태가 파악된 복셀을 메쉬로 재구성하기 위한 마칭큐브 테이블 색인이다. 마지막으로 SPHERE는 각 복셀의 공유 데이터와 모서리 데이터와의 상태를 판별하기 위한 것이다. 3D_DATA는 구 영역 사이에 있는 3차원 데이터이며, shortest_pointer, shortest_pointer_normal은 모서리 가장자리 점에서 가장 가까운 세점의 좌표 값 및 법선벡터 값이다. Approach_normal은 기준 메쉬의 임의의 법선 값이며 이는 식 (5)를 통해 법선벡터의 확인 절차를 거친 다음 normal에 저장된다. 여기서 center는 기준 메쉬의 중심점이다.

4. 실험 결과

4.1 실험장치

그림 9는 본 논문에서 사용되는 스테레오 정합을 위한 데이터획득에 사용되는 기구이다. 카메라 파라미터를 동일하게 하기 위해 카메라는 한대를 사용하였다. 상, 하, 좌, 우, 앞, 뒤로 카메라의 축이 이동할 수 있으며, 대상 물체를 받치고 있는 실린더를 이용하여 회전을 시켜가며 영상을 획득 할 수 있다.

사용된 컴퓨터 사양은 Intel pentium III 800Mhz dual CPU, 1GB 주메모리이며, 알고리즘 구현 플랫폼은 마이크로소프트사의 VISUAL C++6.0을 사용하였고 그 래픽 라이브러리는 OpenGL을 사용하였다. 알고리즘을 구현한 프로그램은 스테레오 정합을 이용한 3차원 정합부터 마칭큐브를 이용한 메쉬 재구성까지의 기능이 통합되어 있다.



그림 9 스테레오 정합 실험 기구

4.2 3차원 재구성 및 영상색인을 이용한 매쉬화

그림 10(a)는 스테레오 정합 기술을 이용하여 3차원으로 재구성한 영상이다. 이는 3차원 퍽셀 데이터로 구성되어 있다. 그림 10(b)는 3차원 퍽셀 데이터를 영상 색인을 이용하여 매쉬로 재구성 한 영상이다. 각 그림에서 3차원으로 재구성된 데이터는 다른 시점에서 획득한 데이터를 구분하기 위해 색을 달리 하였다. 서로 다른 시점에서 획득된 데이터는 각각의 영상 색인을 이용하여 매쉬로 재구성되어 겹치는 영역이 발생하기 때문에 하나의 통합된 데이터로 재구성할 필요성이 있다.

4.3 매쉬 평탄화 결과 영상

그림 11(a)는 매쉬 평탄화 과정을 거치기 전의 영상이다. 그림 11(b)는 매쉬 평탄화 과정을 거친 후의 영상이다. 본 논문은 면적감소흐름(area decreasing flow)기법을 사용하였으며, 식 (9)에서 사용되는 임의의 c 는 0.0001을 사용하였다. 이미지 해상도는 360×240 이며, 반복 횟수는 10을 사용하였다.

4.4 중간 등위면을 이용한 매쉬 재구성

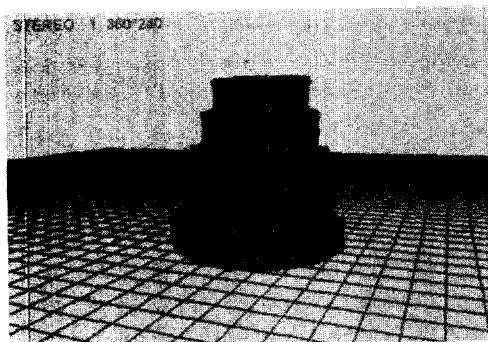
그림 12(a)의 영상은 각각의 카메라에서 획득한 2차

원 영상을 3차원 헤이타로 재구성 한 다음 영상 색인을 이용하여 매쉬로 재구성 한 영상으로 여러 시점의 헤이타가 서로 겹치거나 중복되어 있다. 반면 그림 12(b)의 영상은 중간 등위면을 알고리즘을 이용하여 하나의 통합된 헤이타로 재구성 한 영상이다. 분할된 각 시점의 헤이타는 하나의 통합된 헤이타로 재구성 되었다.

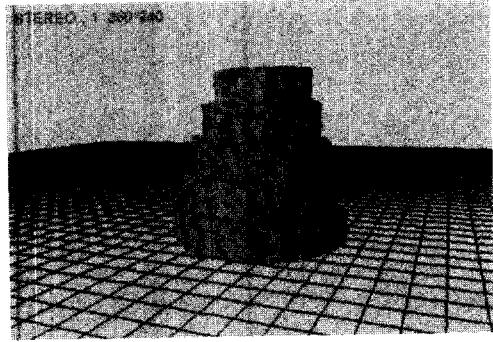
영상 색인을 이용한 매쉬 재구성 데이터는 서로 다른 시점마다 겹치는 폴리곤을 포함하고 있기 때문에 초당 프레임 수가 매우 낮다. 이에 반해서 등위면을 이용하여 데이터를 재구성 하면 폴리곤 수를 상당히 감소시킬 수 있고 렌더링 속도도 빨라지게 된다. 그림 13에서 등위면을 이용한 데이터는 영상색인을 이용한 데이터보다 평균 85%이상의 폴리곤수 감소를 보여주고, 그림 14에서 등위면을 이용한 데이터는 영상색인을 이용한 데이터보다 평균 4.5배 이상의 초당 렌더링 프레임수 증가를 보여주고 있다.

5. 결론 및 향후과제

본 논문은 총 5단계로 구성되어 있다. 첫 번째 단계는

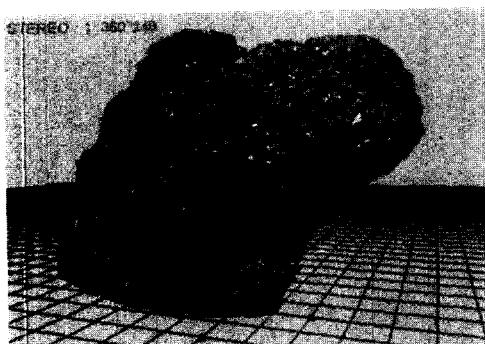


(a) 재구성된 3차원 데이터

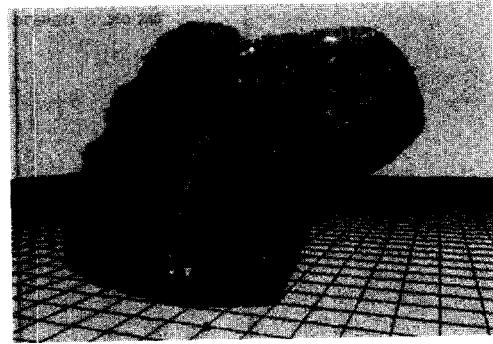


(b) 매쉬 재구성 데이터

그림 10

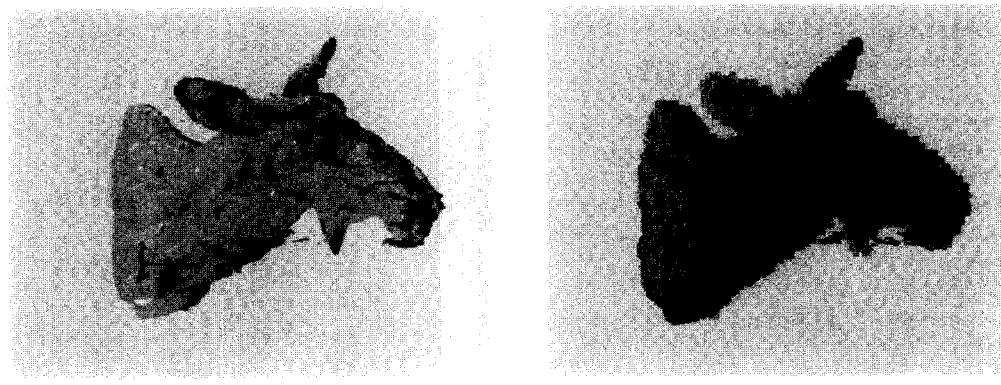


(a) 매쉬 평탄화 전 데이터



(b) 매쉬 평탄화 후 데이터

그림 11 도마뱀



(a) 분할된 메쉬 데이터

(b) 등위면으로 통합된 데이터

그림 12 사슴

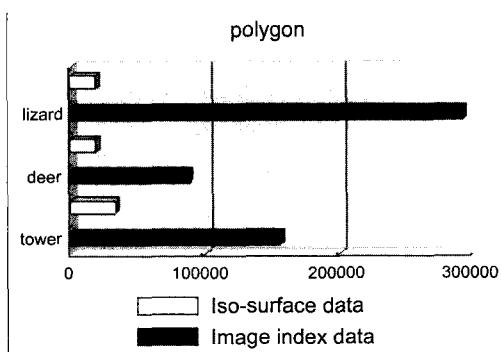


그림 13 폴리곤 수 비교

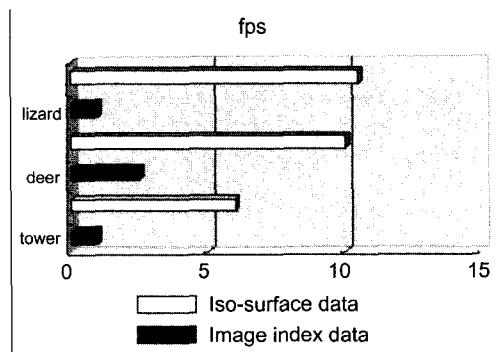


그림 14 프레임 수 비교

여러 시점에서 획득한 스테레오 영상을 이용하여 3차원으로 재구성하는 과정이다. 두 번째 단계는 각 카메라 외부 파라미터를 이용하여 조합 단계를 거쳐 360도 관측 가능한 물체로 변환시켜 준다. 세 번째 단계는 획득한 3차원 데이터를 영상 색인을 이용하여 메쉬로 재구성한다. 여기서 3차원 데이터 각 픽셀의 법선벡터를 획득한다. 네 번째 단계는 획득한 법선벡터를 이용하여 메쉬 평탄화의 과정을 거친다. 최종적으로 마칭큐브 알고리즘을 이용하여 통합된 메쉬 데이터를 구현한다.

첫 번째 과정인 스테레오 정합을 이용하여 3차원 재구성하는 과정에서 데이터의 오류 값이 많거나 획득 상태가 좋지 않을 경우 메쉬 재구성시 훈(hole)이 생기거나 잘못된 등위면을 획득하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문은 중간 등위면을 사용하였다. 이 과정에서 공유 데이터 검색 및 표 1에서 서술한 자료구조를 이용하여 효율적으로 데이터를 처리하여 연산 속도를 3배 이상 개선시켰다.

차후 각 메쉬 정점과 영상과의 관계성을 이용하여 텍스쳐 맵핑을 구현하고, 마칭큐브 알고리즘 사용 시 많은

양의 메쉬 생성에 대한 문제점을 해결할 필요가 있다.

참 고 문 현

- [1] William E. Lorensen, Harvey E. Cline, "A high resolution 3D surface construction algorithm," Proceedings of ACM SIGGRAPH '87, pp. 163-169, June 1987.
- [2] Gregory M. Nielson, Adam Huang, Steve Sylvester, "Approximation normals for marching cubes applied to locally supported isosurfaces," Proceedings of 13th IEEE Visualization, October 2002.
- [3] Geoff Wyvill, Graig McPheeers, Brian Wyvill, "Data structure for soft objects," The Visual Computer, Vol. 2, pp. 227-234, August 1986.
- [4] Hugues Hoppe, "Surface Reconstruction from unorganized points," Proceedings of ACM SIGGRAPH '94, pp. 71-78, July 1994.
- [5] Dinkar N. Bhat and Shree K. Nayar, "Ordinal measures for visual correspondence," Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 351-357, April 1996.
- [6] Kwon Hyuk-Min, "Initial matching," POSTECH

- University Press, October 1998.
- [7] Lutz Falkenhagen, "Depth estimation from stereoscopic image pairs assuming piecewise continuous surfaces," Proceedings of Image Processing for Broadcast and Video Production, Y. Paker and S. Wilbur, eds., Series on Workshops in Computing, pp. 115-127, November 1994.
 - [8] Joshua Migdal, "Depth perception using a trinocular camera setup and sub-pixel image correlation algorithm," Dartmouth Computer Science Technical Report 2000-20, May 2000.
 - [9] L. Van Gool, P. Wambacq, A. Zisserman, Y. Willem, "Self-calibration and metric 3D reconstruction from uncalibrated image sequences," Katholieke University Press, pp. 28, 1999.
 - [10] Kevin Hawkins, Dave Astle, "OpenGL Game Programming", Prima Tech Publish Press, pp.301-317, 2001.
 - [11] G. Hausler, S. Karbacher, "Reconstruction of smoothed polyhedral surfaces from multiple range images," Proceedings of 3D Image Analysis and Synthesis '97, B. Girod, H. Niemann, and HP Seidel, eds., pp. 191-198, June 1997.
 - [12] Lief Kobbelt, Swen Campagna, Jens Vorsatz, Hans-Peter Seidel, "Interactive multi-resolution modeling on arbitrary meshes," Proceedings of ACM SIGGRAPH '98, pp. 105-114, August 1998.



조 인 제

중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과
2002년 강남대학교 전자공학과 학사.
2004년 중앙대학교 영상공학석사. 관심분
야는 가상환경



채 영 호

중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과
부교수. 1989년 중앙대학교 기계공학사
1989년~1992년 (주)삼성전기 캐드캡실
연구원. 1994년 SUNY at Buffalo 기계
공학석사. 1997년 Iowa State University
기계공학박사. 1998년~1999년 중앙
대학교 기계공학부 조교수. 관심분야는 햅틱스, 가상 디자
인, 물리기반 모델링