

8진트리 모델을 사용한 3D 물체 모델링과 특징점

이 영 재^{*}

요 약

8진트리 모델은 3차원 물체를 계층적으로 모델링할 수 있는 기법으로 임의의 시각 방향에서 투영영상을 생성할 수 있으므로 3차원 물체인식 등 다양한 분야에서 효율적인 데이터 베이스로 사용될 수 있다. 본 논문에서는 8진트리 모델을 사용해 투영영상을 만들어 보고 Multi level boundary search 알고리즘을 사용해 표면영상을 생성해 본다. 또한 2D 영상과 3D 영상의 특징점을 구하는 방법과 2D 특징점, 3D 특징점의 기하학적 변환을 통하여 유사 특징점을 찾는 방법에 대하여 언급한다. 이 방법들은 3D 물체 모델링을 위한 효율적인 데이터 베이스 구축과 물체 특징점 응용을 위한 기본 자료로 활용될 수 있다.

3D Object Modeling and Feature Points using Octree Model

Young Jae Lee[†]

ABSTRACT

The octree model, a hierarchical volume description of 3D objects, may be utilized to generate projected images from arbitrary viewing directions, thereby providing an efficient means of the data base for 3D object recognition and other applications.

We present 2D projected image and made pseudo gray image of object using octree model and multi level boundary search algorithm. We present algorithm for finding feature points of 2D and 3D image and finding matched points using geometric transformation. The algorithm is made of data base, it will be widely applied to 3D object modeling and efficient feature points application for basic 3D object research.

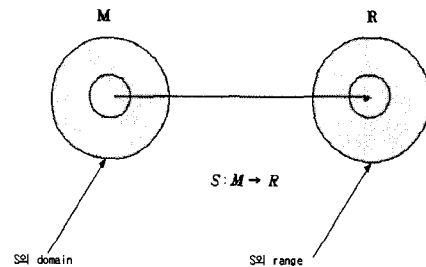
Key words: octree, 3D object modeling, feature points

1. 서 론

3차원 물체를 효율적으로 모델링 혹은 표현하는 기법은 컴퓨터 비전, 컴퓨터그래픽스, 영상처리 시스템의 구현을 위한 중요한 연구 분야이다.^[1-8] 모델링하고자 하는 물체가 복잡해짐에 따라 필요한 변환이나 연산에 많은 시간이 소요되기 때문에 효율적인 모델링 방법이 필요하다.

물체 모델링 방법(representation scheme)을 도식화하면 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.^[9] 즉, 물체표현 방식 S는 존재하는 물체들이 형성하는 모형공간 M(modeling space)을 구체화하여 표현공간 R(rep-

resentation space)로 맵핑(mapping)하는 함수로 표현할 수 있다.



S : 모델링 방법(representation scheme)
M : 모델링 공간(modeling space)
R : 표현 공간(representation space)

그림 1. 물체 모델링 방법

접수일 : 2002년 6월 19일, 완료일 : 2002년 8월 20일

^{*} 전주대학교 정보기술컴퓨터공학부 교수

그림 1에서 모형공간상 표현 가능한 물체의 집합을 도메인(domain), 표현 공간상 존재 가능한 물체집합을 레인지(range)라 한다. 그러나 모든 물체를 표현할 수 없으므로 S의 도메인이나 레인지가 넓을수록 S에 의해 표현될 수 있는 물체는 많아진다. 보다 효율적인 물체표현 방법을 고안하기 위해서는 이의 대상인 모형공간에 대한 체계적인 분석이 필요하다. 물체를 분류하는 차원(dimension)으로는 크게 세 가지가 있다. 이는 위상(topology), 기하도형(geometry) 및 차원성(dimensionality)이다. 위상은 물체의 복잡성(combinational complexity)에 관련된 것으로 그 근거를 오일러 공식(Euler formula)에 두고 있으며, 기하도형은 물체의 표면복잡도(analytic complexity)에 의한 분류를 위한 것이며, 차원성은 물체의 차원을 정의한다. 이를 3차원적으로 도식화하면 그림 2와 같다.^[9-11]

3차원 모델링 기법은 대표적으로 다섯 가지로 분류할 수 있는데 경계 표현법(Boundary representation(B-rep)), 입체기하 구성법(Constructive solid geometry(CSG)), 체적 분할법(Volume decomposition(VD)), 공간 분할법(Spatial decomposition(SD)) 및 이동 표현법(Sweep representation(SR))이다.^[9-11]

경계 표현법은 물체의 경계를 형성하고 있는 요소들을 이용하여 물체의 형태를 컴퓨터 내에 표현하는 방법이다. 여기서 기본 요소에 해당하는 것은 꼭지점, 변, 면 등이다. 이 방법은 이들 요소간의 구성 정보인 위상정보(topological information)와 물체가 주어진 좌표계의 어디에 놓여 있는가를 정의해 주는 기하학적 정보(geometric information)를 사용한다. 입체기하 구성법(CSG)은 경계 표현법(B-Rep)의 물

체의 체적을 고려하지 않는 단점을 제거하기 위한 방법으로 물체를 볼륨을 갖는 입방체(cube), 원기둥(cylinder), 원뿔(cone), 구(sphere) 등의 프리미티브(primitive)를 사용하여 이들과의 관계를 표시하는 방법으로 최종적으로 이진트리(binary tree)를 사용해 나타내어진다. 체적 분할법(VD)은 프리미티브를 토폴로지(topology)나 볼록형(convexity) 등으로 정의하고 주어진 물체를 떨어진 프리미티브들로 나누어 이들간의 연관관계를 정의하는 표현 방법이다. 공간 분할법(SD)은 물체를 포함하고 있는 공간을 이용하여 물체를 표현하는 방법이다. 정사각형(square)과 정육면체(cube)를 이용하여 물체를 포함하는 하나의 셀(cell)을 정의한 후 이 셀을 동일 모양의 작은 서브셀(sub cell)들로 분할해 나가며 그 서브셀이 완전히 물체의 내부에 속하거나 완전히 물체 외부에 놓일 때까지 반복하여 분할하는 방법이다. 이동 표현법(SR)은 물체의 구성요소로 물체를 표현하지 않고 설계하고자 하는 물체와는 전혀 다른 물체를 주어진 궤적에 따라서 움직여 설계하는 방법이다.

이중 공간분할 방법인 8진트리(Octree)^{[4-5][12-13]}는 2차원 물체 모델링 기법인 4진트리(quadtrees)를 3차원으로 확장한 부피 모델링 기법으로서 3차원 물체의 계층적 묘사가 가능하므로 컴퓨터비전 분야에서 널리 사용하는 이미지 데이터 생성 기법이다.

본 논문에서는 평행투영 환경하에서 8진트리 모델을 사용하여 2D 투영영상을 생성하고 이들의 표면 정보를 생성하여 본다. 이는 3개의 2D 모델 영상을 사용하여 임의의 시각방향에서의 2D 투영영상과 표면정보를 갖는 영상을 생성할 수 있으므로 3D 인식과 같은 방대한 데이터 베이스가 필요한 응용분야에서 효과적으로 사용될 수 있다. 또한 2D, 3D 영상에서 특징점 생성방법과 이들의 기하학적인 변환을 통하여 유사 특징점 쌍을 찾는 방법에 대하여 언급하고자 한다. 이를 통해 2차원 입력 영상과 3차원 모델 형상의 기하학적 특징점을 비교 분석 할 수 있는 중요한 정보를 제공받을 수 있으므로 3D 물체인식과 같은 분야에서 인식률을 향상을 위한 기본 자료로 사용될 수 있다.

2장에서는 8진트리 및 2차원 투영영상에 다레벨 검색 알고리즘(Multi-level boundary search algorithm)을 사용하여 표면 정보(pseudo gray image)를 생성하여 보고, 3장에서는 2D, 3D 특징점 생성 기법을

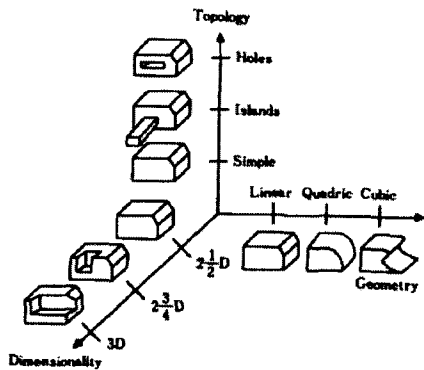


그림 2. 물체 분류 체계

제안해보고, 제 4장에서는 제안한 내용을 실험하고, 5장에서는 실험결과를 기술한다.

2. 8진트리 및 2차원 투영영상 생성기법

8진트리 모델링 기법은 2차원 평면에서의 4진트리(quadtrees)를 3차원 표현 방식으로 확장시킨 데이터 구조로써 3차원 공간상의 연관성이 포함되어 있으며, 데이터가 압축된 형식을 갖는 특성이 있다. 이러한 표현 방식은 트리 탐색을 활용함으로써 계산적인 면에서 효율적으로 탐색할 수 있고, 평행 이동(translation), 신축(scaling), 회전 이동(rotation) 및 은닉면 제거(hidden-surface removal)와 같은 그래픽의 기본적인 알고리즘을 공간적 연관성을 이용함으로써 효율적으로 처리할 수 있는 표현 방식이다. 따라서 8진트리는 컴퓨터 그래픽스의 응용분야, 애니메이션, CAD, 로봇틱스에서 움직이는 물체의 표현, 의학 분야에서 단층 촬영 결과를 합성하여 3차원 형상을 구성하는데 이용하는 등 매우 다양한 분야에서 3차원 물체의 효율적인 표현 기법으로 활용되고 있다.^{[4][5]} 8진트리 모델은 모델링 대상의 물체를 모두 포함하는 하나의 셀(cell)을 정의한 후 이 셀을 동일 모양의 작은 서브셀(sub-cell)들로 분해해 나가며 그 서브셀이 완전히 물체의 내부에 속하거나 완전히 물체의 외부에 놓일 때까지 반복하여 분할하는 방법이다. 이 방법은 오목한 형태의 특징을 가지고 있는 3차원 물체의 경우 모델링이 어려우며 소요 저장공간이 분할 수에 따라 지수적으로 증가하는 단점이 있으나, 멀티플 뷰(Multiple view)와 이에 따른 좌표설정 방법을 통하여 인식률을 향상시킬 수 있으며, 셀 간의 연산이 매우 간단하고 빠르므로 소요 저장공간확대에 따른 단점을 최소화할 수 있다. 또한 트리 구조의 체계성을 잘 이용할 수 있으므로 필요한 정보 탐색에 매우 수월한 장점을 가지고 있다.

8진트리의 공간은 $2^n \times 2^n \times 2^n$ 개의 단위 입방체로 구성된 x, y, z 축을 갖는 3차원 공간으로 구성할 수 있다. 여기서 n은 분할 변수이며, 2^n 은 8진트리의 공간상 길이를 나타낸다.

각 단위 입방체는 물체의 내부 또는 외부에 있는가에 따라 1 또는 0의 값을 갖는다. 입방체 공간을 8개의 작은 입방체로 순환적으로 재분할해 나감으로써 물체를 8진트리로 표현할 수 있다. 분할된 각각의

입방체를 8분체(octant)라고 한다.^[14]

노드를 구성하는 공간이 모든 물체를 포함하고 있으면 흑색노드라 하며 ■로 표시하고, 모든 배경을 포함하고 있으면 백색노드라 하며 □로 표시하고, 배경과 물체가 혼합되어 있으면 회색노드라 하며 ○로 표시한다.

특히 8진트리 구조의 유용성은 3개의 직교하는(Orthogonal) 2차원 영상으로부터 체적교차알고리즘(Volume intersection algorithm)^[3]에 의해 임의의 시각방향에서 본 3차원 모델물체의 2차원 투영영상으로부터 손쉽게 빠르게 생성할 수 있으므로 인식을 위한 데이터 베이스 크기를 대폭 줄일 수 있다.

체적교차 알고리즘(Volume intersection algorithm):

1. 루트노드(Root node)에서 각 가지 병렬 탐색 시작.
2. 모든 트리가 블랙(BLACK)이면, 이 노드는 블랙으로 정의.
3. 만일 하나의 노드라도 화이트(WHITE)면 이 노드는 화이트로 정의.
4. 노드 하나가 그레이(GRAY)이고 다른 2 노드가 그레이면 최후의 노드가 블랙 또는 화이트가 될 때까지 탐색.
5. 노드 하나가 블랙이고, 다른 두 노드가 그레이면 최후의 노드가 블랙 또는 화이트가 될 때까지 탐색.

8진트리의 각 노드에 해당하는 복셀(Voxel)의 6개 면 중 물체의 표면에 속하는 면을 검출하는 기법으로서 다레벨 경계 탐색 알고리즘(Multi-level boundary search algorithm)^[3]을 사용한다. 3차원 물체의 표면 정보를 추가시킴으로써 2차원 투영영상을 표면정보(Pseudo gray)로 표현할 수 있으므로 3차원 물체 인식을 위한 효율적인 모델링 기법으로 사용할 수 있다.

다레벨 경계 탐색 알고리즘(Multi-level boundary search algorithm) :

1. N1, N2가 그레이 노드이면 N1과 N2의 인접한 4개의 차일드(Child) 노드에 대해 (1)-(3) 과정을 반복.
2. N1, N2가 블랙, 화이트 노드이면 공간상의 위치에 따라서 표면 법선(Surface normal)을 계

산하여 블랙 노드에 저장.

3. N1와 N2 중 하나가 그레이 노드이고 다른 하나가 그레이 노드가 아닌 경우 그레이 노드의 아래 레벨을 탐색하여 모든 비그레이(non-gray) 노드에 대해 표면 법선을 계산하고 블랙 노드에 저장.

위의 과정에 의해 검출된 표면노드 중 법선 벡터와 시각방향 벡터의 곱이 부의 값을 가진 표면노드가 시각방향에서 보이는 노드이므로 이들 노드의 표면을 시각방향으로 평행 투영하여 2차원 투영영상을 생성할 수 있으며 이들 벡터의 곱의 절대값을 사용하여 2차원 투영영상에 표면정보(Pseudo gray)를 표현할 수 있다. 그림 3은 항공기와 자동차를 임의의 시각방향에서 바라본 2차원 투영영상의 표면정보를 나타낸 것이다.

그림 3에서 사용한 공간 분할 방법은 3차원 공간을 직교 좌표계 x, y, z 상에서 각각의 크기를 1로 정규화하여 단위 원을 구성하고 x, y, z 간격을 등간격을 0.5로 설정해 분할한 것으로 이 보다 더 세밀하게 혹은 크게 분할할 수도 있다. 간격을 조밀하게 하는 경우 데이터를 정밀하게 구성할 수 있으나 데이터량이 많고 간격이 넓은 경우엔 데이터량은 적으나 작은 변화나 정밀을 요하는 변화에는 대응하기 어렵다. 따라서 조건 및 환경을 고려한 공간분할 방법이 필요하다. 1로 설정하면 x 좌표값의 경우 -1, 0, 1의 순으로 1씩 증가하게 되며 y, z 좌표값의 경우도 같은 값으로 설정하면 각 경우의 수는 27가지가 되나 미리 영상, 중심좌표 (0,0,0)를 제외하면 13 시각방향이 된다. 본 논문에서는 0.5로 등 간격 구분을 하여 공간 분할한 것으로 -1, -0.5, 0, 0.5, 1의 125가지 경우가 되나 미리영상, 중심 좌표를 빼면 49 시각방향을 설

정할 수 있으며 이를 시각 방향으로 설정하였다.

3. 특징점 생성 방법

3.1 2D 특징점 생성

2차원으로 투영된 3차원 물체의 인식을 위해 2차원 형상을 효율적으로 묘사할 수 있는 특징점 추출 과정을 사용한다. 특징점은 물체의 윤곽을 근사화하는 윤곽점들의 집합으로서 패턴인식을 위한 전처리 과정으로서 널리 사용되어 왔다.^[12-13] 특징점은 윤곽의 굴곡률(curvature)이 국부 최대인 점을 검출함으로써 생성할 수 있다. 디지털영상의 경우 경사각의 변화가 이산적이므로 굴곡률을 평활화한 k-cosine 방식을 사용한다. m번째 윤곽점으로부터 n번째 윤곽점까지의 벡터를 $a_{m,n}$ 으로 표시하면 i 번째 윤곽점의 k-cosine은 다음과 같이 정의된다.

$$k - cosine = \frac{a_{i-k,i} \cdot a_{i+k,i}}{|a_{i-k,i}| |a_{i+k,i}|} \quad (1)$$

물체의 윤곽선을 따라 k-cosine 값의 국부 최대점을 검색함으로써 특징점을 추출할 수 있으며 k는 평활화 파라미터로서 클수록 세부 윤곽 묘사가 어렵고 작을수록 지나치게 많은 특징점을 생성하여 비효율적이므로 물체의 크기, 복잡도에 따라 k 값을 적절히 선택해야 하며 본 논문에서는 이를 해결하는 알고리즘으로서 스케일 스페이스 필터링(Scale-space filtering) 기법^[15]을 사용한다. 특징점은 물체의 불룩한 부분과 오목한 부분에 존재하지만 오목한 부분의 특징점은 시각방향에 따라 보일 확률이 적고 공간상의 위치가 일정치 않으므로 제거하고 불룩한 특징점만을 사용한다.

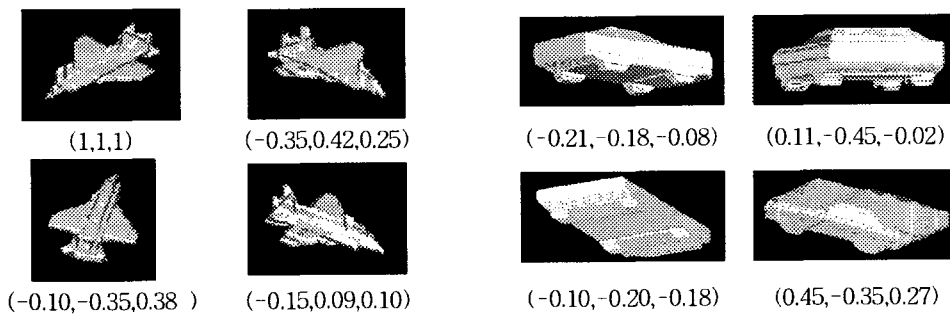


그림 3. 8진트리로부터 합성된 2차원 투영영상의 예.

3.2 스케일 스페이스 필터링(Scale-space filtering)

3.2.1 평활화(smoothing) 과정

스케일 스페이스 필터링은 유용한 신호 표현 방법으로 스무딩 커널(smoothing kernel)의 크기를 증가시키면서 안정적인 특징점만 추가할 수 있다. k-cosine 값은 형상의 미세한 부분이나 잡음에 민감한 특성을 가지고 있으므로 다음과 같은 삼각함수의 컨볼루션에 의한 평활화 과정을 거친다.

$$f(t) = \frac{1}{k-1} t + 1, t = -(k-1), \dots, (k-1) \quad (2)$$

삼각함수는 k 값에 따라서 가변적이다. i번째 윤곽점의 굴곡률인 \cos_{ik} 는 삼각함수와 컨볼루션한다.

$$g(i) = f(i) * \cos_{ik} = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^{k-1} f(i) \cdot \cos_{ik} \quad (3)$$

$g(i)$ 는 i 번째 윤곽점의 평활화된 k-cosine 값을 나타낸다.

3.2.2 국부 최대점(Local maximum point) 계산

평활화 과정을 거친 k-cosine 값 중 국부 최대값을 갖는 윤곽점은 물체 형상을 결정짓는 중요한 특징점이다. 국부 최대값을 갖는 윤곽점은 다음과 같은 정의된 집합 D로 나타낼 수 있다.

$$D = \{i \text{ such that } |f(i)| \text{ for } j = i-1, i+1\}$$

여기서 $|f(i)|$ 는 i 번째 윤곽점의 k-cosine 값을 나타낸다. 즉, 이웃한 윤곽점들에 대한 k-cosine 값을 기초로 국부 최대점을 계산하여 특징점을 찾는다.

3.2.3 스케일 스페이스 필터링

이와 같은 특징점 추출과정은 k 값이 작으면 윤곽 현상이 굴곡률에 따라서 지나치게 많은 특징점을 생성하여 형상을 지나치게 세밀하게 묘사하게 되고

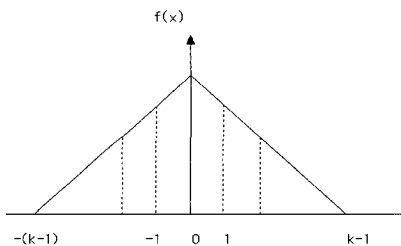


그림 4. 삼각함수의 정의

k 값이 크면 특징점의 수가 줄어들어 형상을 정확하게 묘사할 수 없다. 따라서 형상의 크기와 복잡도에 따라서 형상을 정확하게 묘사할 수 있는 k값의 적절한 선택이 필요하다. k 값을 자동으로 선택하기 위해 스케일팩터(scale factor) k를 증가시키면서 k값이 불변하는 특징점을 검출한다. 이러한 k값을 안정된 특징점으로 선택한다.

3.3 특징점

3.3.1 3D 특징점 생성

상면, 측면, 정면 영상에서 검출된 블록한 2차원 특징점으로부터 3차원 물체의 특징점은 기본적으로 다음과 같은 원칙에 의해 생성된다. 즉, 2개의 직교하는 시각방향에서 포착된 2차원 영상의 특징점 P_i와 Q_j를 각각의 시각방향으로 연장했을 때 교차한다면 그 교차점은 3차원 물체의 특징점이다.^[16] 따라서 2차원 영상에서의 모든 특징점 쌍 P_i, Q_j에 대해 위의 원리를 적용하여 3차원 특징점을 검출할 수 있다.

3.3.2 2D, 3D 특징점

2차원 영상의 특징점에 대응되는 3차원 물체의 특징점을 찾기 위해 기하학적 변환조건을 사용한다.^[17] 2D 특징점 P_i와 P_j에 대응되는 3D 특징점 p_i의 좌표를 각각 (X_i, Y_i), (x_j, y_j, z_j)라 했을 때 p_i로부터 P_i의 투영은 다음 식에 의해 표현된다.

$$\begin{aligned} X_i &= R_{11} x_j + R_{12} y_j + R_{13} z_j + t_x \\ Y_i &= R_{21} x_j + R_{22} y_j + R_{23} z_j + t_y \end{aligned} \quad (4)$$

즉, 2D 좌표계와 3D 좌표계의 변환 관계는 회전 행렬(Rotation matrix)의 요소인 V₁^t = [R₁₁ R₁₂ R₁₃], V₂^t = [R₂₁ R₂₂ R₂₃]와 이동변환 요소인 t_x, t_y에 의해 표현된다.

따라서 특징점이 주어지면 변환식을 계산할 수 있다. 이 변환식은 서로 직교(Orthogonal)한다.

$$V_1 \cdot V_2 = 0, \|V_1\| = c, \|V_2\| = c \quad (5)$$

그러나 디지털 영상에서의 양자화 효과 및 잡음에 대한 영향을 고려하여 다음 식에 의해 판정한다.

$$|V_1 \cdot V_2| < \delta_1, 1 - \delta_2 < \frac{\|V_1\|}{\|V_2\|} < 1 + \delta_2 \quad (6)$$

δ_1 과 δ_2 는 작은 양의 상수로서 실험을 통하여 구

할 수 있다.

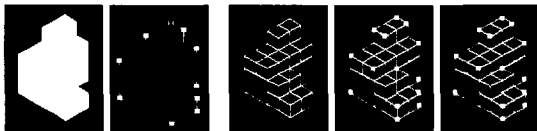
2D 특징점의 집합 $\{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 과 3D 특징점의 집합 $\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 이 주어졌을 때 좌표 변환식 (4)와 (6)을 만족하는 특징점쌍을 검색함으로써 2D 상의 특징점과 이에 대응되는 3D 상의 특징점을 구할 수 있다.

그림 5는 8진트리 모델을 사용하여 (1,1,1) 시각방향에서의 2D 영상의 특징점을 나타낸 것이다. 그림 (c)는 3D 특징점 생성 알고리즘을 사용하여 (1,1,1) 시각 방향에서의 특징점을 구한 것이다. 3D 물체는 보는 시각방향에 따라서 다양한 형상을 가지며 또한 특징점들이 윤곽선 내부에 존재하는 경우엔 대부분이 함몰되어 보이지 않는 특징을 가지게 되므로 인식하기가 매우 어렵다. 이 같은 경우에 대응될 수 있도록 모델 영상에서 3D 특징점을 자동으로 생성하는 방법이 필요하게 되며 이를 사용하여 (1,1,1) 시각 방향에서 찾을 수 없는 3D 특징점 4개(그림(c), 가운데 영상 O 표시)를 찾을 수 있었다. 그러나 이 같은 방법으로 찾을 수 없는 2개의 3D 특징점이 있다.(그림(c)의 세 번째 영상 X 표시) 이 같은 특징점은 자동으로 감지하여 특징점으로 분별하기엔 많은 어려움이 있으므로 수동 입력과 같은 방법 또는 이를 제외한 특징점 쌍을 이용하는 방법이 필요하다.

그림 6의 경우도 그림 5와 같이 5개의 함몰된 3D 특징점(그림(c)의 세 번째 영상, O로 표시)을 가



(a) 상면, 정면, 측면영상(입력영상)



(b) 2D 영상과 특징점 (c) 3D 영상과 특징점

그림 5. 입력 영상 및 생성된 2D, 3D 영상과 특징점 I



(a) 상면, 정면, 측면 영상(입력영상)



(b) 2D 영상과 특징점 (c) 3D 영상과 특징점

그림 6. 8진트리 모델을 사용한 2D, 3D 생성 영상과 특징점 II

지고 있으나 감지되지 않은 3개의 특징점(그림(c)의 가운데 영상, X로 표시)을 확인할 수 있다. 이를 정리해 보면 표 1과 같다.

3D 특징점 생성 알고리즘을 사용하는 경우 (1,1,1) 시각방향에서 모델 I의 경우 2개, 모델 II의 경우 3개의 3D 특징점을 찾지 못하였다. 이로 인하여 특징점을 이용한 물체인식률이 저하될 수는 있으나 모델 I은 88%, 모델 II는 81%로 평균 84%의 3D 특징점을 찾을 수 있으며, 특히 최소 4개 이상의 특징점이 존재하는 경우 식 (4)와 (6)을 만족하는 특징점 쌍을 찾을 수 있으므로 2D에 대응되는 3D 특징점을 찾을 수 있다. 또한 이 방법은 데이터 베이스를 자동으로 구축할 수 있는 장점이 있다. 따라서 수동으로 입력하는 방법보다 편리하게 데이터 베이스를 구축할 수 있으며 특히 특징점 수가 많은 경우 유용하며 2D, 3D 특징점들의 개수에 따른 환경이나 조건에 따라 자동생성 방법을 사용할 수 있다.

4. 실험

4.1 실험

시각방향에 따른 2D 영상과 특징점, 3D 특징점 생성 알고리즘을 통해 생성된 3D 모델 영상과 특징점을 비교해 본다. 이 특징점 비교를 통해 2D 영상의 특징점과 일치하는 3D 모델 영상의 특징점을 찾는

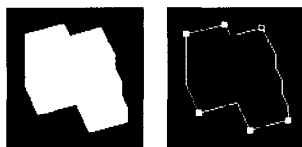
표 1. 특징점 비교

모델	시각 방향	2D 특징점 (총개수)	2D 특징점 (개수)	3D 특징점 (총개수)	3D 특징점 (개수)	차이 (3D)	차이 (3D-2D)	비 고
모델 I	(1,1,1)	10	10	16	14	2	4	오목점 제외
모델 II	(1,1,1)	11	11	16	13	3	2	오목점 제외

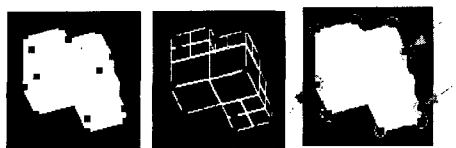
다. 실험에서 사용하는 시각 방향은 (-1,-1,-1)에서 (1,1,1)의 방향 중 임의의 4개 시각방향을 설정하여 특징점을 비교 한다.

4.1.1 실험 I

시각방향 (-0.28,0.10,-0.32)에서 입력된 2D 영상의 특징점을(그림 (a) 참조) k-cosine 방법과 스케일 스페이스 필터링(scale-space filtering) 방법을 사용해 구하고, 같은 시각방향에서 8진트리 모델을 사용해 만들어진 3D 모델의 투영영상을 3D 특징점 생성 알고리즘을 사용해 특징점을(그림(b) 참조) 구한 것이다. 그림 (b)의 첫 번째 영상은 3D 특징점을 모델의 풀 그레이영상(full gray image)위에 찍어 놓은 것으로 윤곽선 혹은 내부에 존재할 수 있는 특징점들의 위치를 알 수 있으며, 가운데 영상은 3D 모델 형상에 특징점의 위치를 나타낸 것으로 특징점의 위치를 정확하게 인식할 수 있는 정보를 제공해 준다. 세 번째 영상은 2D 특징점과 3D 특징점들을 서로 비교한 것으로 인식을 위한 특징점들의 위치를 확인할 수 있다. 이를 통해 2D 특징점과 3D 특징점의 특징점 위치와 개수의 차(화살표 표시)를 알 수 있다. 이 경우 2D 영상 특징점 6개, 3D 영상 특징점 9개를 구할 수 있다. 이 특징점을 식 (2), (4)를 사용해 2D 특징점에 정합된 3D 특징점을 구할 수 있다. 특징점 수에서 3D 영상은 3D 모델이 가지고 있는 모든 특징점을 표현한 것이므로 2D 영상보다 3개 많은 특징점을 가지고 있음을 알 수 있다. 또한 2D 영상의 경우 굴곡률에 따른 특징점을 설정하므로 이에 따라 3개의 특징점은 2D 특징점으로 표시되지 않았다.



(a) 2D 입력 영상과 특징점



(b) 3D 모델 영상과 특징점

그림 7. 2D 입력 영상과 3D 모델 영상의 특징점

4.1.2 실험 II

실험 II에서는 (0.04,-0.24,-0.34) 시각방향에서 입력된 2D 영상과 같은 시각방향에서의 3D 영상을 비교한다. 2D 영상은 7개의 특징점을 가지고 있으며 3D 영상은 8개 특징점을 가지고 있다. 이 경우 2D 특징점 중에서 3D 특징점으로 선택되지 않은 점이 2D 특징점으로 선택된 것을(그림(a) 두 번째 영상 참조) 알 수 있다. 그림(b)의 첫 번째 영상은 모델의 3D 특징점을 나타낸 것으로 윤곽선 내부에 5개의 특징점이 존재한다는 것을 알 수 있다. 두 번째 영상은 모델 형상에 특징점의 위치를 나타낸 것이며, 세 번째 영상은 3D, 2D 특징점을 서로 비교해 놓은 것이다. 이 경우 2D 영상에서 없는 2개의 3D 특징점(그림 (b) 화살표참조)이 추가되어 있는 것을 알 수 있다. 이 경우 이 같은 점을 제외하고 식 (2),(4)를 통해 2D에 특징점에 해당하는 3D 특징점을 확인할 수 있다.

4.1.3 실험 III

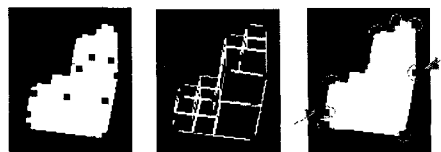
실험 III은 (0.39,-0.45,-0.45) 시각방향에서 2D 영상과 3D 영상의 특징점을 비교한 것으로 2D 영상은 7개의 특징점을 가지고 있으며, 3D 영상의 경우 8개의 특징점을 가지고 있다. 이 경우 한 개의 특징점(그림 (b)의 세 번째 영상 화살표 참조)을 제외하고 2D 특징점과 3D 특징점이 서로 일치함을 확인할 수 있다.

4.1.4 실험 IV

실험 IV은 (-0.03,-0.14,0.12)에서의 2D 영상과 3D 영상의 특징점을 비교 분석한다. 2D의 입력영상의 경우 7개의 특징점을 가지고 있



(a) 2D 입력영상과 특징점



(b) 3D 모델 영상과 특징점

그림 8. 2D 입력 영상과 3D 모델 영상의 특징점

으며 3D의 경우 8개의 특징점을 가지고 있다. 그림 (a)에서는 2D 특징점을 나타낸 것이며, 그림 (b)는 2D, 3D 특징점을 비교해 차를 나타낸 것(세번째 영상 화살표 참조)이며, 그림(c)는 2D 특징점에서는 나타나 있으나 3D 특징점에서는 나타나지 않은 경우이다. 이는 자동 생성 알고리즘에서 빠진 영역으로 시각방향에 따라 나타날 수도 있고, 나타나지 않을 수도 있는 특징점으로 이 같은 특징점을 제외한 6개의 특징점 쌍을 찾을 수 있다. 실험 I에서 실험 IV까지 결과를 표로 나타내면 표 2와 같다.

표 2. 실험 결과

실험	시각방향	2D 입력영상 특징점 (개수)	3D 영상 특징점 (개수)	차	결과 (%)
실험 I	(-0.28,0.10,-0.32)	7	9	2	100
실험 II	(0.04,-0.24,-0.34)	7	8	1	86
실험 III	(0.39,-0.45,-0.45)	7	8	1	100
실험 IV	(-0.03,-0.14,0.12)	7	8	1	86

5. 결 론

8진트리 모델을 사용해 2D 투영영상을 만들어 보고 다레벨 검색알고리즘(Multi-level boundary search algorithm)을 사용해 표면영상을 생성해 보았다. 또한 3D 특징점 생성 알고리즘을 사용해 시각방향에 따른 2D 특징점, 3D 특징점과의 관계를 실험해 보았다. 제안한 3D 특징점 검색 알고리즘을 적용해 임의의 시각방향에 대한 2D, 3D 영상의 특징점들을 제안한 방법으로 구해보면 100%에서 86%까지의 정확도를 확인할 수 있다.

특징점은 물체를 인식하거나 구분하는데 많은 정보를 제공해 준다. 특히 3D 물체의 경우 시각방향에 따라 다양한 형상을 가지고 있는 특징으로 인하여 이를 인식하거나 응용하기 위해서는 방대한 데이터 베이스 구축이 필연적으로 필요하다. 이를 해결하기 위해 8진트리 모델은 기본적인 데이터 베이스 구축 방법으로 응용될 수 있으며, 2D 및 3D 특징점 생성 알고리즘은 자동으로 특징점들을 생성할 수 있으므로 이 알고리즘을 사용하여 삼차원 물체인식을 위한 모델링과 기본적인 인식기법으로 활용될 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] C.L. Jackins and S.L. Tanimoto, "Octrees and their use in representing three dimensional objects," CGIP Vol. 14, pp. 249-270, 1980.
- [2] H. Noborio, S. Fukuda and S. Arimoto, "Construction of the octree approximating three-dimensional objects by using multiple views," PAMI. Vol. 10, No. 5, pp.769-782, 1988.
- [3] C.H. Chien and J.K. Aggarwal, "Volume/Surface octrees for the representation of 3-D objects," CGIP, Vol.36, pp. 100-113, 1986.
- [4] N. Ahuja and C. Nash, "Octree representation of moving objects," Computer Vision, Graphics and Image Processing, Vol. 26, pp.27-216, 1984.
- [5] Homer H. Chen and Thomas S. Huang, "A survey of construction of octree," Computer Vision Graphics and Image Processing Vol.43, pp.409-431, 1988.
- [6] Robert J.Holt, Arun N. Netravali, "Number of Solutions for Motion and Structure from Multiple Frame Correspondence," International Journal of Computer Vision 23(1), pp. 5-15, 1997.
- [7] Daphna Weinshall, Carlo Tomasi, "Linear and Incremental Acquisition of Invariant Shape Models from Image Sequences", PAMI Vol. 17, No. 5, pp. 512-517, 1995.
- [8] Clark F. Olson, "Probabilistic Indexing for Object Recognition," PAMI Vol. 17, No. 5, pp. 518-522, 1995.
- [9] 이현찬, "삼차원 물체 표현방법의 기본원리와 그 응용분야," 대한전자공학회, Vol.19, n1, pp43-54,1992.
- [10] A.A.G. Reguicha and H.B. Voelcker, "Solid modeling: a historical summary and contemporary assessment," IEEE Computer Graphics and Application pp.9-24, March 1982.
- [11] A.A.G. Reguicha and H.B. Voelcker, "Solid modeling : current status and research directions", IEEE Computer Graphics and Application

pp.25-37, Oct. 1983.

[12] Oliver Faugers, Three-Dimensional Computer Vision, The MIT Press, 1993.

[13] R.T.Chin and C.R.Dyer. "Model-based recognition in robot vision," ACM Computing Surveys, Vol.18, no.1, pp.68-108, 1986.

[14] 김응곤외2, "8진트리로 표현된 3차원 영상의 빠른 기하학적 변환," 한국정보처리학회, Vol.2, No.6, pp831-838,1995.

[15] S. Pei and C. Lin, "The detection of dominant points on digital curves by scale-space filtering," Pattern Recognition, Vol. 25, 1307-1314 1992.

[16] 이영재, 박영태, 투영영상생성과 특징점에 관한 연구", 한국정보과학회 가을 학술발표회 논문집, Vol.28. No.2, pp 406-408, 2001.

[17] T. M. Silberberg, L. Davis and D.Harwood, "An iterative Hough procedure for three dimen-

sional object recognition," Pattern Recognition, Vol. 17, No. 6,pp. 621-629, 1984.



이 영 재

1984년 2월 충남대학교 전자교
육공학과 졸업(공학사)
1994년 8월 연세대학교 전자공
학과 졸업(공학석사)
2000년 8월 경희대학교 전자공
학과 졸업(공학박사)
1986년 1월 -1995년12월 LG전
이노텍(주)연구소 (선임연구원)
1996년 3월 2000년 8월 신성대학 전자과 조교수
2000년 9월 2002년 2월 해천대학 컴퓨터 통신계열 조교수
2002년 3월 현재 전주대학교 정보기술컴퓨터공학부 전
임강사
관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식, 컴퓨터 게임, 멀티미
디어