

간략화된 메쉬에서 보간된 법선 벡터의 분포를 이용한 3차원 모델 검색

김아미[†], 송주환^{**}, 권오봉^{***}

요 약

본 논문에서는 메쉬 법선 벡터들의 방향 분포를 3차원 모델의 특징 기술자로 제안한다. 특징 기술자로서 요구되는 회전 불변을 주성분 분석법(PCA)으로 처리하고 잡음침가에 강건하도록 메쉬 간략화를 수행한다. 표면적이 작은 면에 대한 정보가 특징 기술자를 구성하는데 더 적게 반영되도록 법선 벡터의 분포를 각 다각형의 면적에 비례하게 표본을 뽑아 법선 벡터에 가중치를 적용하고 보간하여 변별력을 높인다. 모델간의 유사도는 특징 기술자의 거리를 정규화한 확률 밀도 히스토그램의 L1-norm으로 측정한다. 제안한 방법이 기존 방법에 비해 검색 순위 평균(ANMRR)으로 나타난 검색 성능이 약 17.2%, 정량적 변별 척도로 나타난 검색 성능이 최소 9.6%에서 최대 17.5%까지 향상되었음을 알 수 있었다.

3D Model Retrieval using Distribution of Interpolated Normal Vectors on Simplified Mesh

A-Mi Kim[†], Ju-Whan Song^{**}, Ou-Bong Gwon^{***}

ABSTRACT

This paper proposes the direction distribution of surface normal vectors as a feature descriptor of three-dimensional models. Proposed the feature descriptor handles rotation invariance using a principal component analysis(PCA) method, and performs mesh simplification to make it robust and nonsensitive against noise addition. Our method picks samples for the distribution of normal vectors to be proportional to the area of each polygon, applies weight to the normal vectors, and applies interpolation to enhance discrimination so that the information on the surface with less area may be less reflected on composing a feature descriptor. This research measures similarity between models with a L1-norm in the probability density histogram where the distances of feature descriptors are normalized. Experimental results have shown that the proposed method has improved the retrieval performance described in an average normalized modified retrieval rank(ANMRR) by about 17.2% and the retrieval performance described in a quantitative discrimination scale by 9.6%~17.5% as compared to the existing method.

Key words: 3D Model Retrieval(3차원 모델 검색), Normal Vector(법선 벡터), Mesh Simplification(메쉬 간략화)

※ 교신저자(Corresponding Author): 권오봉, 주소: 전북 전주시 덕진구 덕진동 1가 664-14(561-756), 전화: 063)270-3402, FAX: 063)270-2394, E-mail: obgwun@chonbuk.ac.kr
접수일: 2009년 6월 12일, 수정일: 2009년 7월 28일
완료일: 2009년 9월 22일

[†] 정회원, 전북대학교 컴퓨터공학과
(E-mail: iamami@paran.com)

^{**} 정회원, 전주대학교 교양학부
(E-mail: jwsong@jj.ac.kr)

^{***} 정회원, 전북대학교 컴퓨터공학과

1. 서 론

애니메이션, 게임, 영화, 웹 등과 같은 다양한 분야에서 3차원 모델 데이터는 지속적으로 생성되어 사용되고 있다. 이에 따라 이들 데이터에 대한 모양 분석과 검색에 대한 요구가 증가하고 있다. 그러나 대부분의 3차원 데이터 파일은 원하는 모델과의 정합(matching)이 가능하도록 하는 의미 정보가 부족하다. 주로 가시화를 위해 고안되어 단지 기하학적인 특징만을 포함하고 있기 때문이다[1]. 따라서 이러한 데이터를 자동으로 인식하여 검색하고, 군집화, 분류화할 수 있도록 하는 자동화된 정합 알고리즘이 필요하다.

일반적으로 3차원 모델의 인식은 형태(shape)를 기반으로 이루어지고 있다. 모델의 형태를 가장 잘 표현할 수 있는 기술자(descriptor)를 추출하여 이를 비교하여 검색한다. 형태 기술자의 추출은 전처리, 모델 추상화, 수치화, 기술자 생성의 네 단계를 거쳐서 이루어진다. 3차원 모델은 먼저, 형태 기술자가 모델의 방향이나 크기와 같은 단순한 변화에 그 특징을 달리 나타내지 않도록 회전, 이동, 크기를 정규화하기 위해 전처리를 한다. 다음으로 모델을 표면(surface)의 기하학적인 요소, 복셀(voxel: volumetric representation), 2차원으로 투영된 이미지(image) 등으로 추상화한다. 이렇게 추상화된 모델들은 직접 기술자로 사용되거나 샘플링(sampling), 이산 푸리에 변환(DFT), 웨이블릿 변환 등과 같은 다양한 방법을 이용하여 수치화된다. 특징 기술자는 각 모델 사이의 비교가 가능하도록 적절한 척도(metric)를 갖춘 벡터 공간의 요소(element)로 표현하거나 모델의 구체적인 특징들을 검사하여 출현 빈도를 나타내는 히스토그램이나 분포도 등의 통계적인 방법으로 요약하여 생성하거나 모델의 구조적인 형태를 표현하기 위하여 정점(node)과 간선(edge)으로 구성된 그래프로 생성하기도 한다.

모델에 가장 적합한 특징 기술자를 추출하기 위하여 다양한 연구들이 활발하게 진행되고 있다. 기존의 연구에서 제안된 특징 벡터로는 모델을 구성하는 정점(vertex)과 다각형(polygon)의 수, 표면적, 볼륨, 모멘트(moment), 거리, 곡률 등이 있다. 관련 연구 중 검색률이 비교적 높은 Osada가 제안한 방법을 구체적으로 살펴보면 다음과 같다.

Osada[2]는 3차원 모델의 형태를 함수로 나타내고 확률적인 분포를 계산하여 각 모델의 유사성을 평가하고 있다. 형태 함수로는 모델의 표면에서 한 점과 임의의 점간의 거리 분포를 사용(D2)하거나 임의의 세 점이 이루는 삼각형의 면적 분포를 사용하거나(D3) 임의의 세 점이 이루는 각도 분포(A3)를 사용하였다. 형태 분포는 히스토그램으로 구성되고 유사성 검사는 비교될 두 히스토그램의 각 중앙을 정렬하여 정규화된 확률 밀도 히스토그램의 L1-norm(city block distance)을 사용하였다. 이 방법들은 여러 가지 변형이나 작은 왜곡에 강건하고 특징 기술자 추출이 쉽고 계산 시간이 짧다는 장점을 가지고 있다. 그러나 이 형태 기술자는 모델 내에서의 점과 면들의 인접한 관계를 전혀 고려하지 않아 모델의 공간적인 형태를 표현하지 못하는 단점이 있다. 따라서 완전히 다른 형태를 가진 3차원 모델에 대해서도 동일한 히스토그램으로 나타낼 수 있고 이로 인해 검색 성능이 떨어지는 문제점이 있다. 또한 모델들 간의 형태 분포의 차이를 분석하기가 쉽지 않다.

Horn[3]이 제안한 EGI(Extended Gaussian Images : 가우시안 영상)는 모델을 구성하는 모든 다각형들의 표면 법선 벡터를 이의 방향과 일치하는 가우시안 구(Gaussian sphere)상의 각 점으로 사상(mapping)시킨다. 가우시안 구는 셀(cell)로 분할되는데 각 셀은 법선 방향의 일정한 범위에 대응된다. 특징 기술자로서 법선의 방향 분포는 모델에 대한 전체적인(global) 모양의 특징을 잘 나타내며 원 모델의 형상이 유지되면 정점의 좌표 및 정점의 연결 정보가 바뀌더라도 이 분포가 바뀌지 않는 장점을 갖고 있다. 또한 처리 속도가 빠르고 정합이 효율적이다. 그러나 같은 모델이 그 크기가 달라지거나 이동 또는 회전된 경우 이를 다른 모델로 인식한다. 또한 형태가 서로 다른 볼록하지 않은(non-convex) 모델들이 법선 벡터를 포함하고 있는 표면의 면적의 합이 같은 경우, 같은 EGI를 갖게 되어 변별력이 떨어지는 문제점이 있다.

Paquet[4]이 제안한 표면 법선 벡터의 방향을 이용한 검색법(SND : Surface Normal Distribution)은 모델의 처음 두 주축(principal axes)과 모든 다각형의 법선 벡터간의 각도를 고려한다. 하나의 단일 히스토그램을 생성하거나 두 개의 첫 주축 각각에 관한 분포를 나타내는 두 개의 분리된 히스토그램을 생성

한다. 또한 각도간의 의존도를 반영하는 이변량(bivariate)히스토그램을 구성하기도 한다. 이변량 히스토그램은 면에 대해서 더 많은 정보를 포함하나 모델을 표현하는 단계별 정밀도(LOD : Level of Detail)에 매우 민감하여 유사한 모델에 대해서 다른 결과를 제시한다.

본 논문에서는 3차원 모델 검색을 위하여 이러한 단점을 보완한 새로운 특징 기술자를 제안한다. 특징 기술자로 3차원 모델을 형성하는 다각형들의 법선 벡터의 분포를 이용한다. 먼저, 주성분 분석(Principal Component Analysis)알고리즘을 통해서 위치 정규화(pose normalization)하는 전처리 과정을 거치고 메쉬 간략화(mesh simplification)를 수행한다. 표본 추출(sampling) 다각형의 법선 벡터를 가중치 및 보간법을 적용하여 구한다. 이 법선 벡터를 오각뿔로 덮인 정이십면체(pentakis dodecahedron)의 60면을 4등분한 240면 중 가장 근접한 방향을 가지는 면으로 조사(probing)한다. 각각의 면에 조사된 법선 벡터의 빈도수로 히스토그램을 구성하고 히스토그램 간의 L1-norm을 이용하여 유사도를 측정한다. 3차원 모델에 대한 검색 효율은 표준화된 수정 검색 순위 평균(ANMRR : Average Normalized Modified Retrieval Rank)과 정량적인 변별도로 나타낸다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존 알고리즘을 보완하고 개선한 새로운 특징 기술자의 추출 과정과 유사도 측정 방법에 대해 기술하며, 특징 기술자가 가져야 할 조건인 불변성(invariance), 강건함(robustness)을 기반으로 기존 알고리즘과의 차별성을 제시한다. III장에서는 기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 실험결과를 비교 분석하고, IV장에서는 결론 및 향후 연구 과제를 도출한다.

2. 특징 기술자 추출

3차원 모델은 정점, 연결선 및 면들이 서로 다르게 구성되어 있는 메쉬로 표현되어 있다. 즉, 3차원 공간 상에서 임의의 위치에 임의의 방향과 크기를 가지고 있다. 따라서 특징 기술자로서 모델의 이동, 회전, 크기, 반사와 같은 변화에 대해 불변성을 갖추기 위하여 먼저 정렬(alignment)과 위치 정규화를 한다.

다음으로 메쉬 간략화를 한다. 메쉬 간략화는 모

델 본래의 모습과 특징을 유지하면서 필요 이상의 위상학적, 기하학적 정보를 가지고 있는 다각형을 제거하여 단순화된 근사 모델을 만드는 것이다.

위치 정규화와 메쉬 간략화의 전처리(preprocessing) 과정을 거친 후 모델의 표면 위에 다각형의 면적에 비례하도록 점을 생성하여 이 점들에서의 법선 벡터의 방향 분포를 구한다. 표본 추출된 점에서의 법선은 추정(estimation)이 필요하므로 점을 포함하고 있는 다각형의 세 정점에서 가중치가 적용된 법선에 대해 보간법을 적용하여 계산하고 그 방향을 결정한다. 법선의 방향은 240개의 기준면(patch, cell)으로 분할한 정이십면체에 투영하고 각 기준면 별로 그 분포를 구하여 질의 모델과 각 모델에 대한 유사도를 측정한다.

그림 1은 본 논문에서 제안하는 특징 기술자의 추출 방법에 대한 개요를 나타낸 블록도이다.

제안한 방법으로 특징 기술자를 추출하면 기존 알고리즘의 문제점들을 보완하고 개선할 수 있다. D2의 경우 연결 및 위상정보가 나타나지 않아서 완전히 다른 형태를 가진 모델도 동일한 히스토그램으로 나타나서 변별력이 떨어지는 문제점이 있다. 이것은 법선 벡터에 면적에 대한 가중치를 적용하고 보간하면 인접한 면과의 관계를 고려하게 되므로 보완이 가능하다. EGI에서는 무엇보다도 모델이나 가우시안 구의 크기, 이동, 회전에 대한 정규화가 요구된다. 이를 해결하기 위하여 먼저 주성분 분석법(PCA)을 이용하여 위치 정규화를 한다. 또한 모양이 다른 비볼록

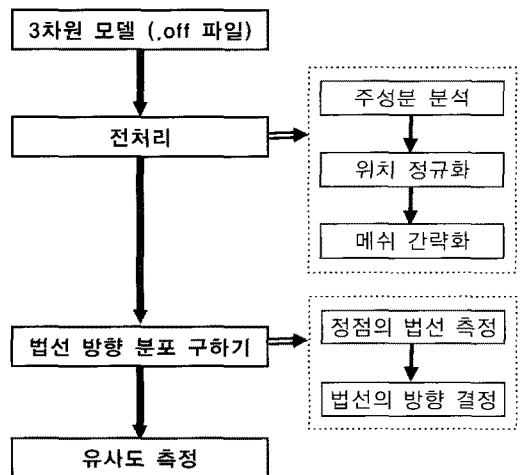


그림 1. 특징 기술자 추출 방법 개요도

모델이 같은 EGI를 갖는 문제는 부분의 모양이 서로 다름에도 불구하고 그 부분들의 면적의 총합이 같음으로 인해 나타나는 것이다. 이것은 표면 법선 벡터의 방향 분포를 부분 면적에 비례하게 표본 추출하여 반영하고, 법선 벡터에 면적에 대한 가중치를 적용하고 보간하여 인접한 면과의 관계를 고려하여 개선할 수 있다. SND의 특성상 잡음 첨가와 같은 위상학적 변화에 민감한 것은 메쉬 간략화 처리로 그 영향을 줄일 수 있다.

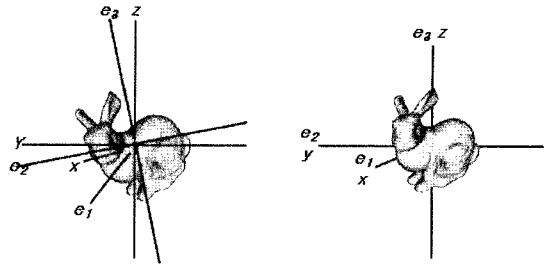


그림 2. 회전불변을 위한 좌표축 변환

2.1 전처리

3차원 모델의 특징 기술자가 모델의 위치 및 회전에 의해서 변형되지 않도록 주성분 분석을 통해서 위치 정규화를 한다.

2.1.1 주성분 분석

모델을 무게중심(center of mass)과 주축에 따라서 재배치한다. 모델의 무게중심을 원점으로 이동하고 모델의 세 주축을 x, y, z 축에 맞춘다. 세 개의 주축을 구하는 방법은 다음과 같다. N개의 정점 P_1, P_2, \dots, P_N 으로 이루어진 임의의 집합이 있다고 할 때, 식 (1)을 이용하여 평균위치 $m(m_x, m_y, m_z)$ 을 구한다.

$$m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i \tag{1}$$

여기서, $P_i(x_i, y_i, z_i)$ 은 정점의 좌표이다.

다음으로 식 (2)를 이용하여 3x3 공분산 행렬(covariance matrix) C를 구한다.

$$C = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \begin{pmatrix} cov(x,x) & cov(x,y) & cov(x,z) \\ cov(y,x) & cov(y,y) & cov(y,z) \\ cov(z,x) & cov(z,y) & cov(z,z) \end{pmatrix} \tag{2}$$

여기서,

$$cov(x,y) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - m_x)(y_i - m_y) \tag{3}$$
 이다.

공분산 행렬의 고유값(eigenvalue)을 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ 을 구하고 고유값의 크기순으로 세 축(e_1, e_2, e_3)을 결정한다.

2.1.2 정규화

정규화 과정은 우선, 3차원 모델의 무게중심을 원점으로 옮긴다. 다음으로 모델의 중심에서 가장 멀리

떨어져 있는 정점과의 거리를 구하여 그 거리를 1로 만들어주는 크기변환을 수행한다. 이로써 3차원 모델은 위치변환 및 크기변환에 따라 그 특징이 변하지 않게 된다. 회전변환에 대해서는 주성분 분석으로 구한 세 개의 주축(e_1, e_2, e_3)을 기존 좌표계(x, y, z)와 일치시키는 방법으로 수행한다(그림 2). 즉, 세 개의 주축을 구한 후, 기존 좌표계를 원점을 중심으로 해서 새로운 좌표계로 모델을 회전시켜 기존 좌표계와 새로운 좌표계를 일치시킨다.

2.1.3 메쉬 간략화

메쉬 간략화의 대표적인 방법으로 연결선 소실법(edge collapse)[5]이 있다. 이것은 모델의 형상에 많은 영향을 주지 않는 연결선 들을 제거하는 기법으로 연결선을 이루는 두 정점을 하나로 합친다. 하나로 합치기 위해서는 정점의 이동이 필요한데 연결선의 길이와 연결선을 공유하는 두 삼각형 사이의 각도를 주요 인자로 고려하여 연결선 축소 비용이 가장 적은 정점에 대하여 처리한다.

2.2 법선 벡터 분포 구하기

위치 정규화 과정과 메쉬 간략화를 거치면 법선의 방향 분포를 구하게 된다. 먼저 모든 다각형에 대해 법선 벡터를 계산하고 각 정점에 대해 법선 벡터를 추정한다. 다음으로 법선 벡터의 확률적인 분포특징을 파악하기 위해 표면에 임의로 점(point)을 표본추출(sampling)한다. 이 점이 포함된 다각형의 세 정점의 법선 벡터들에 가중치를 적용하여 240개 중 하나의 기준면(reference cell)로 사상시킨다. 각각의 기준면에 사상된 법선 벡터의 빈도수로 히스토그램을 구성한다. 각각의 단계를 살펴보면 그림 3과 같다.

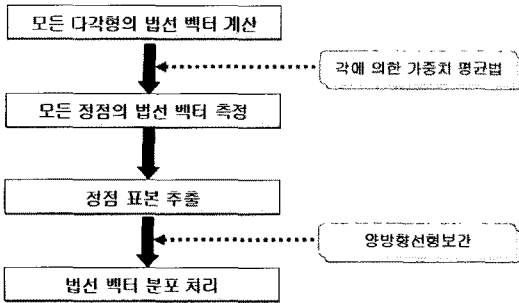


그림 3. 법선 벡터 분포 계산 흐름도

2.2.1 법선 벡터 구하기

먼저 메쉬의 모든 다각형에 대해서 법선 벡터를 구한다. 표면 법선 벡터는 면에 대하여 안쪽과 바깥쪽의 두 방향을 갖는다. 셀의 중점과 메쉬의 중점을 잇는 벡터와 두 벡터의 내적을 각각 식 (4)를 이용하여 계산하여 내적이 큰 값을 메쉬의 법선 벡터로 결정한다.

$$N = \frac{(p_1 - p_0) \times (p_2 - p_0)}{\|(p_1 - p_0) \times (p_2 - p_0)\|} \quad (4)$$

다각형의 표면의 정점에서의 법선 벡터는 각에 의한 가중치 평균 기법[6]을 이용하여 계산한다. 점 V와 인접한 면들의 기하 속성을 나타내주기 위해서 점 V에서의 법선 벡터를 구할 때 인접한 면들이 이루는 각을 고려하여 각각의 면들의 법선 벡터에 가중치를 주어 계산한다(그림 4). 즉, 점 V에서의 법선 벡터는 식 (5)로 표현된다.

$$N_i = \sum_{i=1}^N \alpha_i N_i \quad (5)$$

여기서 α_i 는 점 V에서 인접한 i번째 면에 대해 점 V와 연결된 두 벡터 사이의 각을 나타낸다. 이렇게

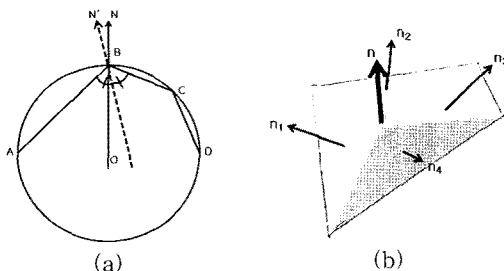


그림 4. (a) 각에 의한 가중치 평균법, (b) 정점에서의 법선 벡터

할 경우 인접한 면들의 넓이 차이가 이 정점 벡터에 반영된다[7,8].

2.2.2 표본추출

표면 법선 벡터의 분포를 구하기 위하여 표면위에 임의로 점을 생성한다. 표본으로 사용되는 점들이 표면에 고르게 분포하는지의 여부는 모델의 특징을 결정짓게 되어 검색 성능에 중요한 영향을 미친다[9]. 3차원 메쉬 모델은 정점 좌표와 그것들 간의 연결 정보로 표현된다. 모델마다 정점의 수가 다르며 면의 수와 크기 또한 다르다. 표본으로 사용되는 점들을 생성하는데 있어서 이 점을 고려할 필요가 있다. 일반적으로 점 샘플링에 사용되는 PRNS(Pseudo-Random Number Sequence)[10]는 표면 위에 점들이 균등하게 분포하지 않는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 Osada가 제안한 방법[2]을 변형하여 추출된 점의 수가 다각형 모델의 면적에 비례하도록 처리한다.

먼저 모든 다각형에 대하여 필요할 경우 삼각형으로 분할한 다음, 각 삼각형에 대하여 면적을 계산하고 이를 누적시켜서 따로 저장한다. 삼각형의 표면에 한 점을 생성하는 것은 다음과 같은 과정을 따른다. 삼각형 선택은 0과 전체 누적된 면적의 합 사이의 난수를 발생해서 면적에 비례하여 선택되도록 한다. 정점 (A, B, C)를 갖는 선택된 삼각형 T(A, B, C)에 대하여 0과 1사이의 난수 r_1, r_2 두 개를 생성하여 수식 (6)를 사용하여 삼각형 안에 한 점을 생성한다.

$$p = (1 - \sqrt{r_1})A + \sqrt{r_1}(1 - \sqrt{r_2})B + \sqrt{r_1}r_2C \quad (6)$$

표본 추출을 많이 할수록 더 정확한 분포를 얻을 수 있으나 연산시간이 샘플수에 선형 비례한다. 따라서 정확성과 처리시간을 고려하여 샘플링은 모델을 구성하고 있는 다각형수의 20%를 수행한다.

2.2.3 법선 벡터 분포 히스토그램 구성

법선 벡터를 오각뿔로 덮인 정이십면체의 60개의 면을 4등분한 240면 중 가장 근접한 방향을 가지는 기준면으로 투영한다. 여기서 다각형 안의 샘플링된 점에서의 법선 벡터는 세 정점에서 구한 법선 벡터를 양방향 선형 보간하여 구한다. 이렇게 함으로써 각 메쉬들 간의 연결 관계가 고려되어 공간적인 형태 특징이 반영된다. 또한 LOD와 같은 기하학적 변형

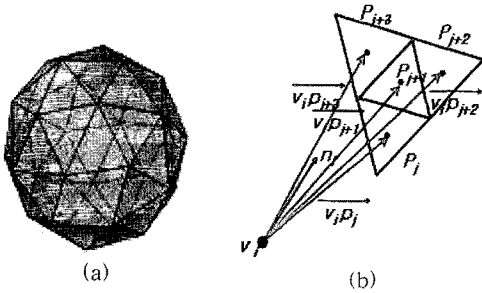


그림 5. (a) 오각뿔로 덮인 정이십면체, (b) 법선 벡터 n_j 를 240개의 각 기준벡터에 투영

의 영향을 줄이게 된다.

보간된 법선 벡터가 투영될 면을 결정하기 위하여 각 면마다 기준벡터(reference vector)를 구한다. 투영될 각 면에서의 무게중심은 기준벡터의 끝점(terminal point)이 된다. 샘플링한 점을 시점(initial point)으로 하여 이 점에서의 법선 벡터와의 사이각을 구하여 이 각이 가장 작은 면을 투영면으로 결정한다(그림 5).

법선 벡터 분포 히스토그램의 240개의 구간(bin)은 해당 면으로 방향이 결정된 법선 벡터의 빈도수로 그 값이 정해진다. 구간의 순서는 첫 번째 주축의 방향과 일치하는 면을 첫 번째로 하고 두 번째 축을 향하여 시계방향으로 회전하면서 결정한다.

2.3 유사도 측정

유사도 측정은 각 모델들의 히스토그램의 모양비교로 이루어진다. 샘플링 수를 모델을 구성하고 있는 다각형 수에 따라 달리 설정하였으므로 구간의 값이 히스토그램마다 다양한 범위를 갖는다. 따라서 히스토그램의 각 구간의 대표값은 전체 빈도수에 대한 비율로 설정하여 정규화한다. 이렇게 정규화한 확률 밀도 히스토그램의 L1-norm으로 특징 기술자의 거리를 계산한다.

모델이 축에 대하여 뒤집힘(flipping)으로써 히스토그램 구성이 달라지는 경우가 있다. 이러한 경우를 고려하여 주축의 방향을 담고 있는 첫 번째 구간과 반대 방향을 담고 있는 마지막 구간의 도수를 비교하여 도수가 큰 쪽을 첫 번째 구간으로 색인 재조정한다. 이렇게 함으로써 재배열하거나 앞 뒤 두 방향으로 유사도 측정을 두 번 실시하는 계산의 복잡함을 줄이고 처리속도를 높인다.

3. 실험 결과 및 평가

실험 데이터는 프린스턴(Princeton)대학에서 제공하는 형태 실험용(Shape Benchmark) 데이터(PSB)[11]를 이용하였다. 검색 데이터는 총 43개 클래스, 600개의 모델로 구성하였다. 각각의 모델은 off 파일형식의 다각형 모델로서 메쉬 구조로 이루어져 있으며 점과 면에 대한 수치정보를 포함하고 있다. 그림 6은 이를 사실적으로 표현(Rendering)한 것이며 표 1은 실험에 사용한 클래스와 클래스에 포함된 모델의 개수이다.

3차원 검색 시스템과 메쉬 간략화 서브시스템은 4GB DDR2 SDRAM과 Intel core 2 duo E6700 2.66GHz CPU 로 구성된 컴퓨터에서 Microsoft사의 Visual C++ 2008로 구현하였다(그림 7). 메쉬 간략화는 CGAL(Computational Geometry Algorithms Library)을 이용하여 중간 연결선 정보를 갖고 있는 다각형에 대해 연결선 소실 알고리즘을 적용하였으며 이를 가시화하였다.

비교 대상이 되는 기존의 알고리즘으로, 형태 분포를 나타내는 D2와 표면 법선 벡터 정보를 이용한 SND와 EGI를 사용하였다.

실험은 특정 기술자의 저장 공간의 크기, 생성 및 비교 시간을 비교하고 변별도(discrimination)에 대한 정량적인 척도로 최근접 이웃(nearest neighbor) [2], First Tier[2], Second Tier[2], DCG (Discounted Cumulative Gain)[12]를 적용하여 평가하였고 전체 검색 성능에 대하여 표준화된 수정 검색 순위 평균(ANMRR)로 나타내었다.

최근접 이웃이란 질의 모델과 검색 모델과의 절대 차이(absolute difference)가 가장 작은 것을 의미하

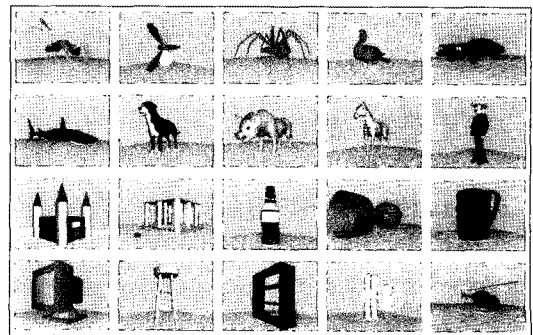


그림 6. 3차원 모델 예

표 1. 실험에 사용한 클래스

클래스	개수	클래스	개수	클래스	개수
ant	5	fighter_jet	98	sea_turtle	6
antique_car	5	fish	15	sedan	18
apatosqurus	3	flying_bird	13	shark	7
bee	4	head	31	skeleton	5
biplane	28	horse	6	skull	5
brain	7	human	94	head	4
butterfly	5	human_arms	41	spider	11
commercial	20	jeep	5	sports_car	17
computer_rr	9	military_tank	16	standing_bird	7
dog	7	monster_truck	5	suv	4
dolphin	5	motorcycle	4	torso	4
duck	4	pickup_truck	8	trex	5
F117	3	pig	3	walking	8
face	31	rabbit	4	X	
feline	6	race_car	14		

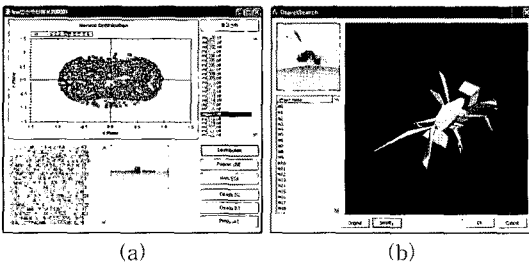


그림 7. (a) 3차원 검색 시스템, (b) 메쉬 간략화 서비스시스템

는 것으로 질의 모델의 클래스의 모든 모델(참값: Ground Truth)이 검색되는 최소의 순위 안에 질의 모델의 클래스의 모델들이 차지하는 비율이다. First Tier는 k개의 순위 안에 질의 모델이 속하는 클래스의 모델의 개수의 비율을 말한다. 여기서 k는 질의 클래스의 모델 개수(참값)이다. Second tier란 순위 2k 안에 모델의 개수의 비율이다. DCG란 검색 순위에 가중치를 적용하는 방식으로 수식 (7)

로 계산하였다.

$$DCG = \left(\sum_{i=1}^N \frac{R}{\log_2(i+1)} \right) / \left(\sum_{i=1}^N \frac{I}{\log_2(i+1)} \right) \quad (7)$$

여기서, R은 관련성을 나타내는 것으로 검색된 모델이 질의 모델과 같은 클래스에 있으면 그 값이 1이고 다른 클래스에 있으면 그 값이 0이다. I는 이상적(ideal)인 검색 결과에서 얻을 수 있는 값으로 N번째 값을 제외한 나머지는 모두 1로 처리한다. 표 3은 전체 모델에 대한 실험결과를 저장 공간과 연산시간, 정량적인 변별도로 평균화하여 나타낸 것이다.

검색결과에 대한 저장 공간은 단순히 거리로만 색인하는 D2보다는 크고 모든 면의 면적과 법선의 방향으로 색인하는 EGI 보다는 작다. 생성 시간은 가중치 적용과 보간법 적용으로 인해 다소 길다. 일단 모든 3차원 모델에 대해 특징 기술자를 추출하여 데이터베이스를 생성하고 검색이 시작되면 실시간으로

표 2. 기존 방법과 제안한 방법의 비교(저장 공간, 연산시간, 변별도)

특징 기술자	저장 공간 (byte)	연산시간(s)		변별도			
		생성 시간	비교 시간	최근접 이웃	1st Tier	2nd Tier	DOG
D2	136	1.12	0.0256	31.1%	38.2%	42.3%	0.492
EGI	1,032	0.41	0.0627	37.7%	34.7%	46.1%	0.526
SND	716	0.23	0.0322	28.7%	30.1%	35.0%	0.391
제안한 방법	912	0.97	0.0371	42.1%	45.6%	58.6%	0.664

질의 모델의 특징 기술자를 추출하여 데이터베이스의 모든 모델에 대해 유사도 비교가 이루어진다. 따라서 모델 검색에 사용되는 연산시간은 전체 모델에 대한 비교 시간이 큰 의미를 갖는다고 볼 수 있다. 비교 시간에서는 큰 차이를 보이지 않고 있다. 변별도에서는 명확하게 검색 정확도의 향상을 보이고 있다. 최근접 이웃의 경우 D2에 비해서 11.0%, EGI에 비해서 4.4%, SND에 비해서 13.4% 향상을 보이고 있으며, First Tier의 경우 7.4%, 10.9%, 15.5% 향상을, Second Tier의 경우 16.3%, 12.5%, 23.6% 향상을 보이고 있다. DCG의 경우에서도 검색 성능이 기존의 특징 기술자 추출 방법에 비해서 더 높다는 것을 알 수 있다.

성능 평가의 또 다른 척도로 MPEG-7에서 ANMRR을 표준으로 제시하였다. ANMRR은 평균 순위를 정규화한 수식으로서 [0, 1] 사이의 값을 가지며, 값이 작을수록 검색 결과가 우수하다는 것을 의미한다. 질의 모델에 대해 질의 모델이 속한 클래스의 모든 모델(참값)의 개수를 4배한 순위 안에, 포함된 관련 모델의 개수와 그 순위가 얼마나 높은지에 따라 그 값을 산출하였다.

그림 8은 43개 전체 클래스를 대상으로 기존의 방법과 제안한 방법에 대한 검색 성능을 비교한 것이다.

ANMRR 값을 분석한 결과 D2에 대해서는 전체 43개 클래스의 36개 클래스가 EGI에 대해서는 34개 클래스가 SND에 대해서는 37개 클래스가 더 나은 결과를 나타냈다. 또한 0.37에서 0.50까지 감소되었다. 특히 메쉬 간략화에서 클래스 모델간에 유사성을 보이는 computer-monitor 클래스와 sedan 클래스가 다른 방법에 비해 우수한 검색 성능을 나타냈다. ANMRR의 평균값으로 D2는 0.55, EGI는 0.53, SND

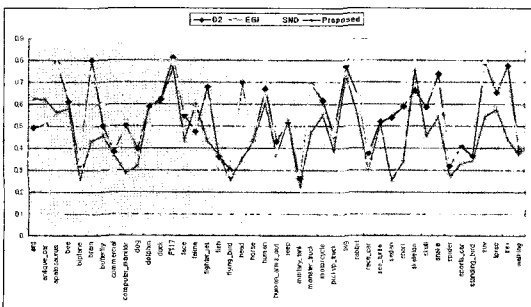
는 0.59, 제안한 방법은 0.46을 나타내 기존 방법에 비해 검색 성능이 높음을 보여줬다.

4. 결 론

본 논문에서는 메쉬 법선 벡터들의 방향에 따른 분포를 3차원 모델의 특징 기술자로 제안하였다. 법선 벡터는 모델에 대한 전체적인 모양을 잘 나타낸다. 특징 기술자로 법선 벡터에서 요구되는 회전정규화를 PCA로 처리하여 변별력을 높였다. 또한 검색 성능을 높이기 위해 표면적이 작은 면에 대한 정보가 특징 기술자를 구성하는데 더 적게 반영되도록 법선 벡터의 분포를 각 다각형의 면적에 비례하게 표본추출 하였다. 따라서 전혀 다른 모델이 모양이 서로 다른 부분들의 면적의 총합이 같음으로써 EGI가 같게 나타나 변별력이 떨어지는 문제점을 해결하였다. 또한 법선 벡터에 가중치를 적용하고 보간하여 위상학적 변형에 견고하도록 하였다. 본 논문의 실험결과를 통해 제안한 특징 기술자는 D2, EGI, SND에 비해 최근접 이웃 척도에서 4.4%~13.4% 향상을 나타냈으며 First Tier, Second Tier 척도에서도 7.4%~23.6% 향상을 보였으며 ANMRR 분석 결과에서도 기존 방법에 비해 13.2%~22.0% 정도의 검색 향상을 보였다. 그러나 PCA 방법은 모델의 무게중심에서 표면까지의 거리의 2차 모멘트를 이용하여 외형의 작은 차이도 고려하기 때문에 유사한 형태를 지닌 모델이라도 주축이 달라져 다르게 정렬될 수 있는 문제점을 갖고 있다. 따라서 법선의 방향 정보를 특징 기술자로 삼을 경우 모델에 대해서 완벽한 회전불변성을 얻기는 어렵다. 이를 좀 더 보완하기 방안을 고안 중이며 새로운 기술자 생성에 대해 연구 진행 중이다.

참 고 문 헌

- [1] R. Ohbuchi, T. Minamitani and T. Takei, "Shape-Similarity Search of 3D Models by using Enhanced Shape Functions," *IJCAT*, Vol.23, No.2/3/4, pp. 70-85, 2005.
- [2] R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle and D. Dobkin, "Shape Distributions," *Transactions on ACM Graphics*, Vol.21, pp. 807-832, 2002.
- [3] E. Paquet, M. Rioux, A. Murching, T. Naveen



and A. Tabatabai, "Description of Shape Information for 2-D and 3-D Objects," *Signal Processing: Image Communication*, Vol.16, pp. 103-122, 2000.

- [4] B.K. Horn, "Extended Gaussian Image," *Proceeding of the IEEE*, Vol.12, No.72, pp. 1671-1686, 1983.
- [5] D.P. Luebke, "A Developer's Survey of Polygonal Simplification Algorithms," *IEEE Computer Graphics & Applications*, pp. 24-36, 2001.
- [6] E. Lengyel, *Mathematics for 3D Game Programming and Computer Graphics Second Edition*, Charles River Media, Florence, 2004.
- [7] 조윤선, 기하 복원 모델로서의 다면체와 등위 집합의 비교, 서강대학교, 서울, 2003.
- [8] 주우석, OpenGL로 배우는 컴퓨터그래픽스, 한빛미디어(주), 서울, 2006.
- [9] B. Bustos, "Feature-Based Similarity Search in 3D Object Databases," *ACM Computing Surveys*, Vol.37, No.4, pp. 345-387, 2005.
- [10] D.Y. Chen, X.P. Tian, Y.T. Shen and M.O. Ouhyoung, "On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval," *Proceedings of EUROGRAPHICS*, Vol.22, 2003.
- [11] P. Shilane, M. Kazhdan, P. Min and T. Funkhouser, "The Princeton Shape Benchmark," *Proceedings of the Shape Modeling International*, pp. 388-399, 2004.
- [12] ISO/IEC 15939-3: "Visual Working Draft 2.0," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG 00/N332, Noordwijkerhout, 2000.



김 아 미

1992년 전북대학교 전산통계학과 학사
 2005년 전북대학교 교육대학원 컴퓨터교육과 석사
 2007년 전북대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정 수료

관심분야 : 멀티미디어검색, 컴퓨터그래픽스, 교육공학



송 주 환

1995년 전주대학교 전자계산학과 학사
 1997년 전북대학교 대학원 전산통계학과 석사
 2003년 전북대학교 대학원 전산통계학과 박사
 2006년~전주대학교 교양학부 교수

관심분야 : 멀티미디어검색, 컴퓨터그래픽스, 영상처리



권 오 봉

1980년 고려대학교 전기공학과 학사
 1983년 고려대학교 전기공학과 석사
 1993년 일본구주대학교 총합이공학연구과 박사
 1992년~1993년 일본구주대학교 전자정보공학부 조수

1994년~전북대학교 전자정보공학부 교수

관심분야 : 컴퓨터그래픽스, 가시화, 방사선시물레이션