

기하학 정보를 이용한 3차원 모델 검색

정회원 이 기 호*, 김 낙 우*, 김 태 용*, 종신회원 최 종 수*

3D Model Retrieval Using Geometric Information

Kee-Ho Lee*, Nac-Woo Kim*, Tae-Yong Kim* *Regular Members*,
Jong-Soo Choi* *Lifelong Members*

요 약

본 논문은 3차원 모델의 모양 기반 검색을 하기 위한 모델의 특징을 추출하는 방법을 제시한다. 3차원 모델의 특징 기술자는 모델에 대한 위치, 회전, 크기 변환에서 그 특징이 불변해야 하기 때문에, 모델을 정규 좌표계로 표시하기 위한 선(先)처리 작업이 필요하다. 우리는 선처리 작업을 위해서 주성분 분석 방법을 사용하였으며, 이 방법은 최소 경계 상자와 외접구의 생성을 위해서도 이용되었다. 제안한 알고리즘은 다음과 같다. 반지름 1인 외접구를 만들고, 구의 중심에 3차원 모델을 위치시킨 후, 반지름이 다른 동심구($r_i=i/n, i=1,2,\dots,n$)를 생성하고, 이 동심구들과 모델이 접하는 면을 구한 다음 그 면에 대한 곡률을 계산한다. 여기서 구한 곡률을 3차원 모델의 특징 기술자로 사용하게 된다. 실험 결과는 타 알고리즘에 비해 제안하는 방법이 상대적으로 적은 빈(bin) 수를 가졌음에도 불구하고 ANMRR 평가 함수에 의해 최소 0.1에서 0.6 이상의 성능 개선 효과가 나타나고 있음을 보여 준다. 본 논문은 색인 기법으로 R*-tree를 사용하였다.

Key Words : 3D retrieval, 3D model, curvature, circumsphere, R*-tree

ABSTRACT

This paper presents a feature extraction method for shape based retrieval of 3D models. Since the feature descriptor of 3D model should be invariant to translation, rotation and scaling, it is necessary to preprocess the 3D models to represent them in a canonical coordinate system. We use the PCA(Principal Component Analysis) method to preprocess the 3D models. Also, we apply that to make a MBR(Minimum Boundary Rectangle) and a circumsphere. The proposed algorithm is as follows. We generate a circumsphere around 3D models, where radius equals 1($r=1$) and locate each model in the center of the circumsphere. We produce the concentric spheres with a different radius($r_i=i/n, i=1,2,\dots,n$). After looking for meshes intersected with the concentric spheres, we compute the curvature of the meshes. We use these curvatures as the model descriptor. Experimental results numerically show the performance improvement of proposed algorithm from min. 0.1 to max. 0.6 in comparison with conventional methods by ANMRR, although our method uses relatively small bins. This paper uses R*-tree as the indexing.

I. 서 론

디지털 영상 데이터의 압축 기술과 전송 기술이 발전함에 따라 대용량의 멀티미디어 콘텐츠가 디지털 방송이나 디지털 저장 매체 또는 인터넷을 통해

제작, 전송되고 있다. 이러한 멀티미디어 환경에서 사용자가 원하는 콘텐츠를 내용에 기반을 두어 검색하고 선택할 수 있도록 하기 위해 콘텐츠로부터의 특징 정보 취득과 색인(indexing)에 대한 필요성이 대두되고 있다. MPEG-7은 이러한 멀티미디어

* 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 ({dragonar, mysopo, kimty, jschoi}@imagelab.cau.ac.kr)
논문번호 : KICS2004-11-286, 접수일자 : 2004년 11월 22일

컨텐츠에 대한 구조 정보와 의미 정보를 기술할 수 있는 국제 표준 규격을 제정함으로써 멀티미디어 컨텐츠를 사용하는 사용자가 메타데이터 정보를 이용하여 원하는 컨텐츠를 검색하고 선택하여 컨텐츠의 효율적인 접근과 사용을 가능하게 하고 있다.^{[1]-[2]}

MPEG-7에 대한 연구 초반에는 여러 멀티미디어 컨텐츠 중 대부분 비주얼(이미지, 동영상)에 대한 연구가 주를 이루었다^[3-5]. 그러나 요즘은 영화, 애니메이션, 게임, 웹(web) 등 에서 CAD(Computer Aided Design)식 3차원 모델 데이터들이 많이 사용되고 있고 이러한 3차원 모델 데이터를 다룰 수 있는 개인용 컴퓨터(PC)의 성능 향상으로 인하여 온라인, 오프라인 상에서 3차원 모델 데이터의 사용이 점점 증가하고 있다. 따라서 MPEG-7에 대한 연구도 3차원 컨텐츠까지 영역을 넓히고 있다.

본 논문에서는 3차원 모델 자체의 특징에 기반한 내용 기반 검색을 사용하며, 그림 1과 같은 3차원 모델의 검색 과정을 거친다. 데이터베이스 안에 있는 3차원 모델들은 오프라인 상에서 미리 특징 기술자(feature descriptor)를 추출 한 후에 저장한다. 질의(query)로는 3차원 모델(query-by-examples)을 사용하며, 유사성 평가를 위한 각 모델들의 특징 기술자의 거리 계산(distance computation)은 L₂ norm (Euclidian distance)을 사용한다. 전체 검색 시스템의 흐름은 다음과 같다. 먼저, 사용자(user)가 찾고자 하는 3차원 질의 모델을 선택하면 질의에 대한 특징 기술자를 추출한다. 추출된 질의 특징 기술자와 미리 계산된 데이터베이스 안에 있는 3차원 모델들의 특징 기술자들 간의 유사성을 계산한 후 유사성이 제일 높게 나온 순으로 사용자에게 결과를 보여주게 된다.

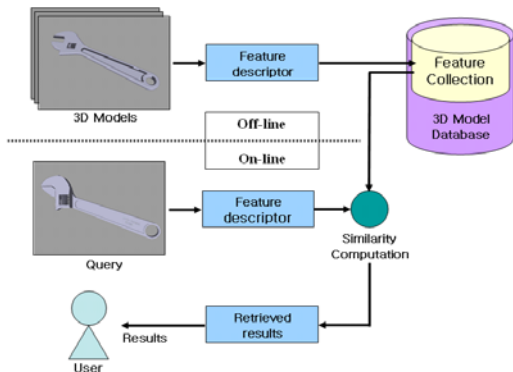


그림 1. 전체 시스템도
Fig. 1. Overall system flowchart

3차원 모델 검색에 관한 연구는 크게 그래프 기반(graph-based) 검색^[6], 시점 기반(view-based) 검색^[7], 특징 기반(feature-based) 검색이^[8-11] 있다.

첫번째, 그래프 기반 검색의 경우는 하나의 모델에서 하나의 그래프만 얻기 때문에 다른 모델과의 비교에서 분별력은 크지만, 유사도 평가를 위한 정규화된 척도(metric)가 없고, 연산 시 많은 시간이 소요되는 단점이 있다^[6].

두번째, 시점 기반 검색의 경우는 3차원 모델을 2차원 영상으로 변환해서 특징을 뽑기 때문에 기존의 2차원 영상 검색 방법을 손쉽게 적용할 수 있지만, 서로 간의 비교해야 할 시점을 찾는 데 많은 시간이 소요된다^[7].

세번째, 특징 기반 검색은 3차원 모델에 대한 가공 없이 직접 모델에서 특징 기술자를 추출하기 때문에 연산 시 위의 두 방법보다는 시간적 소모가 적다. 기존의 특징 기반 검색에는 곡률 색인(curvature index)^[9], 거리 색인(distance index)^[10], 거리 히스토그램(distance histogram)^[8], 부피 색인(volume index)^[11]과 같은 방법들이 사용되고 있다. 그러나, 이 방법들은 모델에 대한 전체적(global)이거나 부분적(local)적인 특징만을 나타내기 때문에 한가지 검색 방법만으로는 모델에 대한 특징을 효과적으로 나타낼 수 없다.

본 논문에서는 3차원 모델의 특징을 정확히 표현하면서도 연산 시의 시간적 소모를 크게 줄이기 위해서 검색하고자 하는 3차원 모델의 부분과 전체를 포괄하는 특징 추출 기법을 제안하여 효과적인 3차원 모델의 검색 시스템을 구현하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저, 2장에서는 3차원 모델의 포즈 정규화에 대한 처리 과정을 보여주고, 3장에서는 제안하는 특징 추출 기법을 설명한다. 4장과 5장에서는 이에 대한 실험 결과 분석과 함께 결론을 도출한다.

II. 3차원 모델에 대한 선(先)처리

현재 사용되고 있는 3차원 모델은 3차원 공간에서 임의의 위치(position)에 임의의 방향(orientation)과 크기(scale)를 가지고 있다. 따라서, 3차원 모델 검색을 위한 특징 기술자를 추출하기 위해서는 우선 모델이 위치변환(translation), 크기변환(scaling), 회전변환(rotation)에 모델 특징이 변하지 말아야 한다. 이러한 과정을 포즈 정규화(pose normalization)라 한다. 정규좌표계(canonical coordinate system)에 3차원 모델을 표현하는 포즈 정규화는 주성분 분석

(Principal Component Analysis, PCA)을 통해서 이루어진다.

2.1 주성분 분석(Principal Component Analysis)

주성분 분석(PCA)이라고 하는 통계학 기법을 이용하면 3차원 모델을 구성하고 있는 삼각 면에 속한 정점(vertex)들의 배치형태를 분석하고 그 형태에 대한 자연스러운 좌표축을 결정할 수 있다^[12]. 주성분 분석을 이용하면, x, y, z 좌표들로 된 정점 위치들의 배열처럼 서로 연관된 자료들의 집합이 서로 연관되지 않은 성분들로 분리될 수 있는 하나의 좌표공간을 찾을 수 있다. 데이터의 기본 주성분(primary principal component)은 데이터가 가장 많이 변하는 방향을 의미한다.

N 개의 정점들 P_1, P_2, \dots, P_N (이때 $P_i = \langle x_i, y_i, z_i \rangle$)으로 이루어진 임의의 집합이 있다고 하자. 우선 다음 식(1)을 이용해서 평균 위치 m 을 구한다.

$$m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i \quad (1)$$

그리고, 다음 식(2)을 이용해서 3×3 행렬 C 를 만든다. 이 행렬을 공분산 행렬(covariance matrix)이라고 부른다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - m)(P_i - m)^T \quad (2)$$

공분산 행렬은 다음과 같은 6개의 서로 다른 성분들을 가진 대칭 행렬(symmetry matrix)이다.

$$\begin{aligned} C_{11} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - m_x)^2, C_{12} = C_{21} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - m_x)(y_i - m_y) \\ C_{22} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - m_y)^2, C_{13} = C_{31} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - m_x)(z_i - m_z) \\ C_{33} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - m_z)^2, C_{23} = C_{32} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - m_y)(z_i - m_z) \end{aligned} \quad (3)$$

공분산 행렬의 성분들은 각 x, y, z 좌표들의 쌍(pair)들 사이의 상관관계를 의미한다. 어떤 공분산 행렬의 성분이 0이라는 것은, 그 성분을 계산하는데 쓰인 두 좌표들 사이에 상관관계가 없다는 의미이다. C 가 대각행렬(diagonal matrix)이면, 세 좌표들이 완전히 무관하다는 뜻으로, 이는 점들이 각축에 대해 균등하게 분포하고 있음을 의미한다.

정점들을 적절히 변환하면 공분산 행렬이 대각행

렬이 될 수 있다. 그러한 변환을 수행하는 행렬을 구하는 것이 일차적인 목표이다. 변환행렬 A 를 각 점(P_i)에 적용했을 때, 변환된 점들에 대한 공분산 행렬 C' 는 식(4)와 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} C' &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (AP_i - Am)(AP_i - Am)^T \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A(P_i - m)(P_i - m)^T A^T \\ &= ACA^T \end{aligned} \quad (4)$$

여기에서 A 는 직교행렬이어야 하며, A 의 전치행렬이 행렬 C 를 대각화해야 한다는 것을 의미한다. C 는 대칭행렬이므로, C 의 고유벡터(eigen-vector)들은 직교이다. 행들이 C 의 고유벡터들인 행렬은 A 가 갖춰야 할 조건들은 모두 만족한다. 그러한 행렬은 정점 좌표들이 서로 연관되지 않는 공간으로 정점들을 변환시킨다. C 의 고유벡터를 R, S, T 라고 하면, 방향 R 은 항상 주축을 의미한다. 주축은 공분산 행렬의 가장 큰 고유값(eigenvalue)에 해당한다. S 와 T 는 각각 두 번째로 큰 고유값과 나머지 고유값을 의미한다. 즉, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 이 순서대로 R, S, T 라고 하면, 크기관계는 $|\lambda_1| = |\lambda_2| = |\lambda_3|$ 이다.

이런 주성분 분석을 통해서 포즈 정규화가 수행되고, 외접구와 최소 경계 상자도 구할 수 있다.^[12]

2.2 포즈 정규화(pose normalization)

포즈 정규화 과정은 우선, 3차원 모델의 무게 중심(center of mass)을 원점으로 옮긴다. 3차원 모델의 무게 중심은 모델에 접하는 구를 구했을 때 그 외접구의 중심과 같다. 그 다음 3차원 모델의 중심(원점)에서 가장 멀리 떨어져 있는 정점(vertex)과의 거리를 구한 후(d_{max}) 그 거리를 1로 만들어 주는 크기 변환을 3차원 모델에 적용시킨다. 위의 두 과정으로 3차원 모델은 위치변환과 크기변환에 모델의 특징이 변하지 않게 된다. 마지막으로 회전변환에 의하여 3차원 모델의 특징이 변하지 않게 만들기 위해서는 주성분 분석방법을 사용한다. 이 방법은 우선, 주축(principal axis, e_1, e_2, e_3)을 구한 후 기존 좌표계(x, y, z)를 원점을 중심으로 해서 새로운 좌표계(e_1, e_2, e_3)로 모델을 회전시켜 기존 좌표계(x, y, z)와 새로운 좌표계(e_1, e_2, e_3)를 일치시키는 방법이다. 주축과 기존 좌표계와의 일치 과정은 그림 2와 같다. 포즈 정규화의 세가지 과정에 의해서 3차원 모델은 위치변환, 크기변환, 회전변환에 모델의 특징이 변하지 않게 된다.

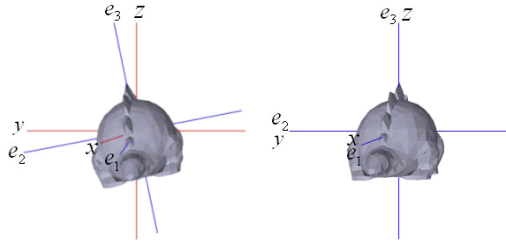


그림 2. 주축과 기존 좌표축의 일치
Fig. 2. Coincidence with principal axes and existing coordinate axes

III. 기하학 정보를 이용한 특징 추출

입의 위치, 입의 크기에, 입의 축을 가진 3차원 모델에 포즈 정규화를 수행함으로써 데이터베이스 안에 있는 모든 3차원 모델은 모델 자체의 특징이 변하지 않는 환경에서 평가를 받게 된다. 포즈 정규화 과정을 걸친 3차원 모델은 그림 3의 제안 알고리즘의 흐름도에 따라 특징 기술자를 구한다.

우선, 모델을 둘러싸는 외접구를 구한다(R : 외접구 반지름). 포즈 정규화에 의해서 모든 3차원 모델은 똑같은 반지름의 외접구를 갖게 된다($R=1$). 외접구의 반지름(R)을 n 등분하여 외접구와 같은 중심을 가지는 구의 반지름을 구한다($r=R/n$). 이 구($r=R/n$)에서부터 모델을 둘러싸는 외접구(R)까지 구의 반지름을 증가시켜가면서($r, 2r, 3r, \dots, (n-1) \times r, n \times r (=R)$) 구와 모델이 만나는 면들을 구한다(그림 4). 이 면들의 곡률 값을 구하고 그 곡률 값들의 평균을 구해서 해당 구에 대한 특징 기술자로 사용하게 된다. 위의 과정을 n 개의 구에 대해서 반복을 함으로써 n 차원의 특징 기술자를 얻을 수 있다. 제안하는 알고리즘의 특징 기술자와 더불어 3차원 모델에 대한 선처리 과정에서의 주성분 분석(PCA)을 통해서 얻어지는 최소 경계 상자(Minimum Boundary Rectangle)를 특징 기술자로 사용한다^[12].

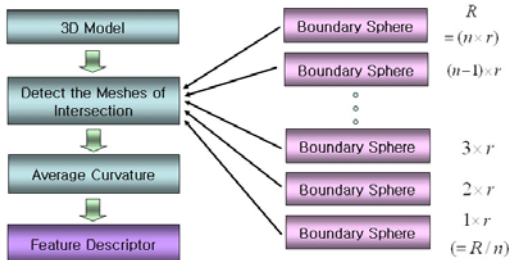


그림 3. 제안 알고리즘의 흐름도
Fig. 3. Proposed algorithm flowchart

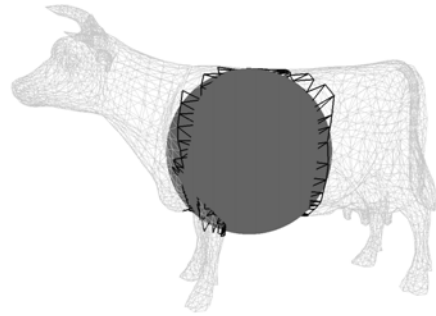


그림 4. 구와 모델이 만나는 면들
Fig. 4. Meshes intersected with sphere and model

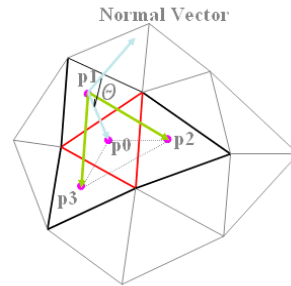


그림 5. 곡률을 구하기 위한 면들의 구성.
Fig. 5. Configuration of meshes for computing curvature

‘3차원 모델의 면은 삼각 면으로 구성 되어 있다’라는 가정 하에서 그림 4와 같이 구와 모델이 만나는 면들을 구한 다음 면들의 평균 곡률을 구한다. 평균 곡률은 구와 모델이 만나는 면의 주변 면을 구한 다음 4개 면의 중심점을 구한 후(그림 5) 식(5)을 통해 3차원 공간에서의 4개의 점을 이용한 구의 방정식을 구한다.^[13]

$$x^2 + y^2 + z^2 + Ax + By + Cz + D = 0$$

$$\left(x + \frac{A}{2}\right)^2 + \left(y + \frac{B}{2}\right)^2 + \left(z + \frac{C}{2}\right)^2 = -D + \frac{1}{4}(A^2 + B^2 + C^2)$$

$$R = \sqrt{-D + \frac{1}{4}(A^2 + B^2 + C^2)} \tag{5}$$

$$H = \frac{\sin(\theta)}{R}, \quad \hat{H} = \frac{\sum H}{N}$$

그 다음 주변 면의 세 점(P_1, P_2, P_3)이 이루는 평면을 구한 다음 그 평면에 대한 법선 벡터(normal vector)를 구한다. 구하고자 하는 면의 점(P_0)과 주변의 한 점(P_1)과의 벡터를 구한 다음 그 벡터와 법선 벡터가 이루는 각(θ)을 구한다. 그 다음 식(5)을 이용하여 곡률 값을 구한다. 결론적으로 n 개의 다른 반지름을 가지는 구와 모델이 만나는 면들의 평균 곡률 값을 특징 기술자로 사용한다.

표 1. 3D 모델의 종류와 수
Table 1. Catalog and number of 3D model

Group	No.	Group	No.
Car	71	Plane	64
Electronics	43	Flying	37
Knife	37	Bike	29
Table	27	Helicopter	26
Tool	25	Chair	24
Man	23	Animal&Bug	19
Etc	95	Total	520

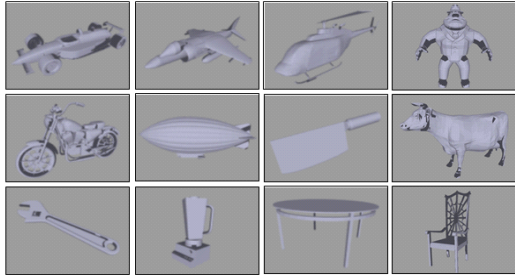


그림 6. 3차원 모델의 예
Fig. 6. Example of 3D model

IV. 실험 결과 및 평가

본 논문의 실험에 사용한 웹(web)상에서 얻은 3차원 모델의 종류와 그 수는 표 1과 같다¹⁴⁾. 총 520개의 3차원 모델을 사용하였으며, 모델들의 평균 정점(vertex)은 3,690개이고, 평균 면(mesh)은 6,260개이다. 그림 6은 실험에 사용한 3차원 모델의 예들이다.

본 논문은 실험에 대한 평가를 위해 MPEG-7 표준에서 제시한 ANMRR(Average Normalized Modified Retrieval Rank)값을 사용하였다. ANMRR값을 구하는 과정은 다음과 같다¹⁵⁾.

질의 q의 Ground Truth의 개수를 NG(q)라 하면,

1) NR(q)를 계산한다.

이 값은 K 등수 안에 속한 Ground Truth의 개수이다. 여기서, $K = \min\{4 * NG(q), 2 * GTM\}$ 이고, GTM은 $\max\{NG(q)\}$ 으로 전체 질의에 대해서 구해진다.

2) MR(q) = NG(q) - NR(q)를 계산한다.

이 값은 검색되지 않은 Item의 개수를 나타낸다.

3) Rank(k)를 계산한다.

이 값은 각 Ground Truth의 검색 결과에서의 등수를 의미한다. 만약 Ground Truth가 K

등수 안에 속하지 않을 때는, Rank(k) = K + 1로 한다.

4) AVR(q)를 계산한다.

$$AVR(q) = \sum_{k=1}^{NG(q)} \frac{Rank(k)}{NG(q)} \quad (6)$$

5) Modified Retrieval Rank를 계산한다.

$$MRR(q) = AVR(q) - 0.5 - \frac{NG(q)}{2} \quad (7)$$

6) Retrieval Rate를 계산한다.

$$RR(q) = \frac{NR(q)}{NG(q)} \quad (8)$$

7) Normalized Modified Retrieval Rank를 계산한다.

$$NMRR(q) = \frac{MRR(q)}{K + 0.5 - 0.5 * NG(q)} \quad (9)$$

8) 마지막으로 ANMRR 값을 계산한다.

$$ANMRR = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q NMRR(q) \quad (10)$$

ANMRR값은 0~1 사이의 값을 가지며, 값이 작을수록 검색 결과가 좋다는 것을 의미한다.

본 논문은 제안 알고리즘의 '구의 개수(n)'의 변화에 따른 실험의 결과에 따라 기존의 알고리즘과 비교 시 구의 개수(n)는 100으로 한다.

기존의 알고리즘은 우선, 'Koenderink's Method (1)⁹⁾', 'Koenderink's Method (2)⁹⁾'는 곡률 색인(curvature index) 방법으로 곡률 값을 계산하는 두 가지 다른 방법에 의한 것이다¹³⁾. 'Osada's Method¹⁰⁾'는 거리 색인(distance index) 방법이고, 'Jeong-Jun's Method⁸⁾'는 거리 히스토그램(distance histogram) 방법이다. 'Zhang's Method¹¹⁾'는 부피 색인(volume index) 방법이고, 'Proposed Method'는 제안 알고리즘으로 구(sphere)의 개수(n)는 100이다.

제안한 알고리즘의 성능 평가를 위해서 여러 3차원 모델을 가지고 실험하였다. 본 논문은 그 중 데이터베이스에 있는 3차원 모델들을 대표할 수 있는 7개의 모델을 선택하여 기존의 5가지 방법과 비교하였다.

그림 7은 7개의 3차원 대표 모델이고, 표 2는 그

표 2. 3차원 대표 모델의 점과 면들
Table 2. Vertices and meshes of 3D typical model

	(a)	(b)	(c)	(d)
Vertexes	11,106	8,972	2,546	1,762
Meshes	21,122	14,462	4,648	3,051
	(e)	(f)	(g)	X
Vertexes	3,300	4,032	567	
Meshes	4,076	7,932	1,070	

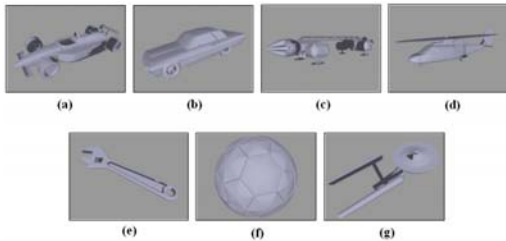


그림 7. 3차원 대표 모델
Fig. 7. 3D typical model

표 3. 기존 방법과 제안한 방법의 ANMRR 값 비교
Table 3. Comparison of ANMRR with conventional and proposed method

	Koenderink's Method (1)	Koenderink's Method (2)	Osada's Method
(a)	0.70	0.69	0.10
(b)	0.82	0.79	0.25
(c)	0.64	0.39	0.00
(d)	0.78	0.78	0.63
(e)	0.61	0.64	0.09
(f)	0.81	0.67	0.00
(g)	0.83	0.85	0.32
ANMRR	0.74	0.69	0.20
	Jeong-Jun's Method	Zhang's Method	Proposed Method
(a)	0.69	0.69	0.04
(b)	0.47	0.83	0.06
(c)	0.64	0.00	0.00
(d)	0.78	0.50	0.26
(e)	0.64	0.63	0.03
(f)	0.64	0.73	0.18
(g)	0.40	0.55	0.15
ANMRR	0.61	0.56	0.10

모델에 대한 정점과 면수이다. 다양한 형태(shape)와 여러 정점과 면을 가진 모델을 가지고 실험을 하였다.

표 3을 보면, 7개의 3차원 대표 모델에 대해서 제안한 알고리즘의 ANMRR 값이 가장 낮다. 이는 제안한 알고리즘이 기존의 방법들에 비해서 좋은

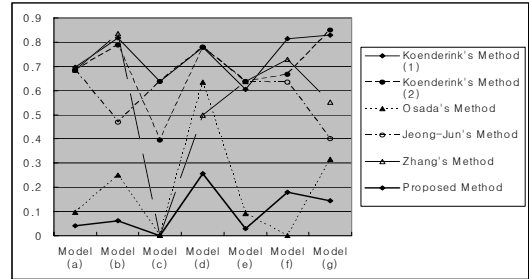


그림 8. 기존 방법과 제안한 방법의 NMRR 값 비교
Fig. 8 Comparison of NMRR with conventional and proposed method

결과를 보이고 있다는 것을 나타내는 것이다. 그림 8은 모델에 따른 NMRR 값의 변화를 보여주고 있다. 그 중 제안한 알고리즘의 그래프는 변화의 폭도 다른 기존의 알고리즘 보다 작고, 0 쪽에 가깝게 그래프가 표시되고 있다. 제안하는 방법이 다른 알고리즘 보다 강건한 성능을 가짐을 확인 할 수 있다.

질의에 대한 검색 시 DB에서 찾은 최초의 M개의 검색 결과 중에 유사 영상으로 기(既) 지정된 것을 Ground Truth라고 한다. 따라서, Ground Truth와 비슷한 결과가 나올 때 검색 결과가 좋고, 그 때 ANMRR 값은 작아지게 된다. 그림 9는 Model (a)에 대한 기존의 방법들에 의한 결과와 제안한 알고리즘의 의한 결과를 보이고 있다. 그림 10~그림 15는 나머지 Model (b)~Model (g)에 대한 제안한 알고리즘의 결과를 보여준다. 결과 창에서 좌측 상단이 유사도(rank)가 가장 높은 것이고, 우측 하단으로 갈수록 유사도는 낮아진다.

실험 결과를 보면 'Koenderink's Method (1), (2)'에 의한 결과는 단순히 면들의 곡률만 사용함으로써 3차원 모델의 부분적 특징만을 표현하고 있다.

'Osada's Method'의 경우는 임의의 면을 선택한 후 임의의 점을 선택해서 그 거리를 구하는 방법으로 모델에 대한 전체적인 특징을 표현하기에는 좋은 방법이지만, 모델의 부분적인 특징을 표현하기에는 어려움이 있다. 기존 알고리즘들 중 가장 좋은 결과를 보이고 있지만, 전체 검색 시스템(그림 1)을 보면 오프라인 상에서 미리 특징을 추출하기 때문에 온라인상에서 데이터베이스에 있는 똑같은 모델을 질의로 주어질 때 질의와 데이터베이스 안의 특징 기술자의 차이가 생길 수 있다.

'Jeong-Jun's Method'의 경우는 다른 특징 추출 방법에 대한 보조적인 역할은 할 수 있지만, 모델에 대한 부분적 혹은 전체적인 특징을 표현하기에는 어려움이 있다.

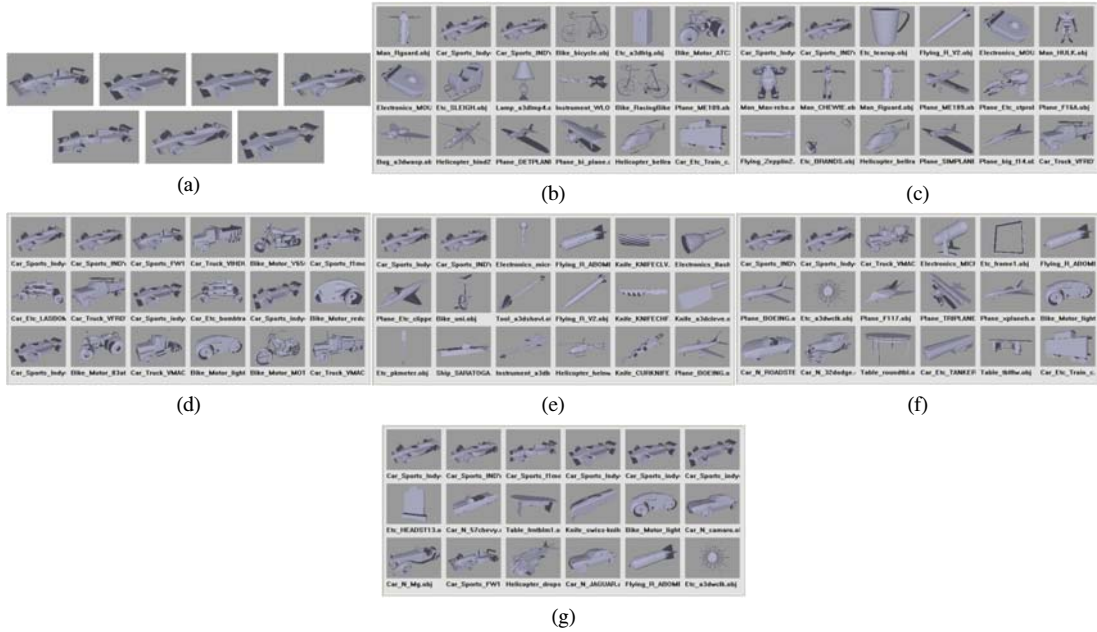


그림 9. Model (a)의 검색 결과
 Fig. 9. Retrieval result of Model (a) a) Ground Truth, b) Koenderink's Method (1), c) Koenderink's Method (2), d) Osada's Method, e) Jeong-Jun's Method, f) Zhang's Method, g) Proposed Method

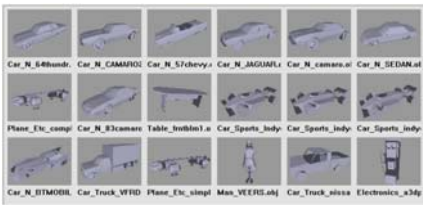


그림 10. Model (b)의 검색결과 (Proposed method)
 Fig. 10. Retrieval result of Model (b) (Proposed method)



그림 13. Model (e)의 검색결과 (Proposed method)
 Fig. 13. Retrieval result of Model (e) (Proposed method)



그림 11. Model (c)의 검색결과 (Proposed method)
 Fig. 11. Retrieval result of Model (c) (Proposed method)

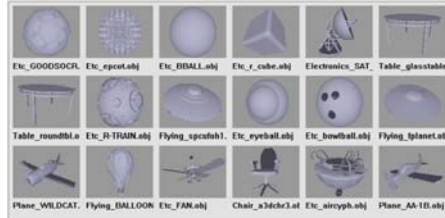


그림 14. Model (f)의 검색결과 (Proposed method)
 Fig. 14. Retrieval result of Model (f) (Proposed method)



그림 12. Model (d)의 검색결과 (Proposed method)
 Fig. 12. Retrieval result of Model (d) (Proposed method)

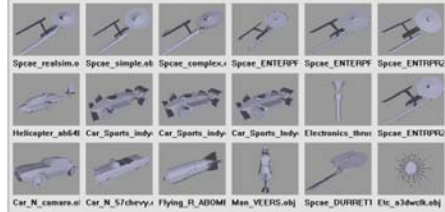


그림 15. Model (g)의 검색결과 (Proposed method)
 Fig. 15. Retrieval result of Model (g) (Proposed method)

‘Zhang’s Method’의 경우는 모델에 대한 부분적인 특징을 표현할 수 있지만, 전체적인 특징을 표현하기에는 어려움이 있다.

마지막으로 ‘Proposed Method’의 경우는 구의 반지름을 증가시키면서 그때마다의 구와 모델이 만나는 면의 곡률값을 구하기 때문에 모델에 대한 전체적이면서 부분적인 특징을 표현 할 수 있다. 따라서 가장 좋은 결과를 보이고 있다.

전체 검색 시스템(그림 1)의 검색 시간을 오프라인, 온라인으로 나누어 살펴보면 다음과 같다.

우선 오프라인 상에서 특징 추출 시간을 기존 알고리즘과 제안 알고리즘을 비교하였다.

‘Osada’s Method’와 ‘Zhang’s Method’는 3차원 모델의 면의 정점 정보를 가지고 간단한 연산으로 특징을 추출하기 때문에 다른 기존 알고리즘^[8-9]과 제안 알고리즘 보다 시간이 적게 걸린다. 다른 기존 알고리즘^[8-9]과 제안 알고리즘의 경우는 3차원 모델의 면의 정점 정보와 함께 그 면들이 3차원 공간상에서 어떤 식으로 구성 되어 있는지, 선과 면의 충돌 여부, 구와 면의 충돌 여부 등을 계산하기 때문에 시간이 많이 걸린다.

그림 16은 오프라인 상에서의 모델의 개수의 증가에 따른 각각 알고리즘에 대한 검색 시간을 그래프로 보여주고 있고, 표 4는 각각 알고리즘에 대한 모델 하나당 평균 검색 시간이다.

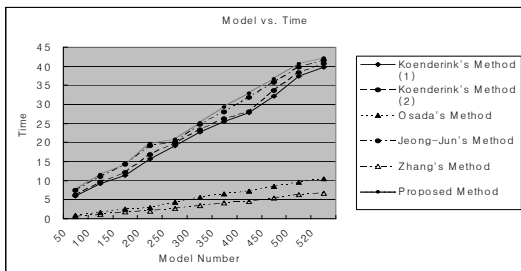


그림 16. 기존 방법과 제안한 방법의 검색 시간 비교(오프라인)
Fig. 16. Comparison of retrieval time with conventional and proposed method(off-line)

표 4. 기존 방법과 제안한 방법의 검색 시간 비교(오프라인)
Table 4. Comparison of retrieval time with conventional and proposed method(off-line)

	Koenderink's Method (1)	Koenderink's Method (2)	Osada's Method
Time (per model(s))	4.82	4.99	1.09
	Jeong-Jun's Method	Zhang's Method	Proposed Method
Time (per model(s))	5.52	0.68	5.66

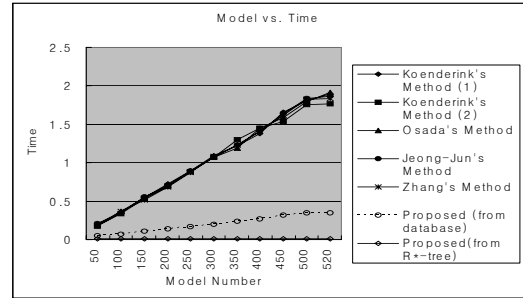


그림 17. 기존 방법과 제안한 방법의 검색 시간 비교(온라인)
Fig. 17. Comparison of retrieval time with conventional and proposed method(on-line)

표 5. 기존 방법과 제안한 방법의 검색 시간 비교 (온라인)
Table 5. Comparison of retrieval time with conventional and proposed method(on-line)

	Koenderink's Method (1)	Koenderink's Method (2)	Osada's Method
Time (per model(ms))	3.58	3.51	3.58
	Jeong-Jun's Method	Zhang's Method	Proposed Method
Time (per model(ms))	3.63	3.57	0.72

실제 검색이 이루어지는 온라인상에서의 검색 시간을 보면 그림 17과 같다.

기존 알고리즘들의 특징 기술자의 차원은 기존 논문의 실험에서 썼던 1,024이고, 제안 알고리즘의 차원은 구의 개수하고 같은 100이다. 따라서 온라인 상에서 데이터베이스로부터 특징 기술자를 읽는 시간은 기존의 알고리즘들 보다 제안 알고리즘의 검색 시간은 짧게 된다.

본 논문의 제안 알고리즘의 R*-tree^[16-17] 색인 기법의 따른 검색 시간을 보면 모델의 개수와 상관없이 평균 0.008755초가 걸린다. 이것은 거의 실시간으로 사용자에게 검색 결과를 보여 주게 된다. 그리고 R*-tree 색인 기법에 의해서 전체 시스템의 모델의 개수가 증가하여도 검색 시간은 거의 일정하게 나오게 된다.

V. 결론

본 논문에서 우리는 3차원 모델의 중심으로부터 같은 거리에 있는 면들의 평균 곡률을 특징으로 추출하여 이를 이용하는 3차원 모델 검색 기법을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 3차원 모델의 모양(shape)에서 기하학 정보를 추출하여 특징 기술자로 사용하기 때문에 연산에 대한 부담이 적으며 유사

성 평가가 용이하다. 전체 모델을 이루고 있는 면에 대해 구의 반지름을 키워가면서 모델의 중심에서 일정 거리에 있는 면들을 구하게 되므로 모델의 전체적(global)인 특징을 표현할 수 있다. 이렇게 구한 면들의 평균 곡률을 계산하므로 모델에 대한 부분적(local)인 특징도 표현할 수 있다. 위의 과정에 의해서 3차원 모델에 대한 전체적이면서 부분적인 특징을 표현 하는 특징 기술자를 사용할 수 있다. 제안하는 방법은 기존의 방법에 비하여 적은 빈 수를 이용하여 온라인에서의 검색 시간을 크게 줄이면서도 최소 2배 이상의 높은 검색 성능을 나타내었다. 향후 3차원 모델 모양(shape)의 특징을 좀 더 정확히 그리고 효율적으로 표현하는 특징 기술자를 개발하는 것을 목표로 현재 연구를 진행 중이다.

참 고 문 헌

[1] "Overview of MPEG-7 Standard", ISO/IEC JTC1/SC29/WG11/N4031, Singapore, March 2001.

[2] "MPEG-7 Visual part of eXperimentation Model Version10.0", ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11/N4063, Singapore, March 2001.

[3] Wei-Ying Ma and B. S. Manjunath. "Netra: A toolbox for navigating large image databases", Multimedia Systems, 7(3): pp. 184-198, 1999.

[4] W. Niblack, R. Barber, W. Equitz, M. Flickner, E. Glasman, D. Petkovic, P. Yanker, C. Faloutsos, and G. Taubin. "The qbic project: Querying images by content using color, texture, and shape", In Poceedings of the SPIE Conference on Storage and Retrieval for Image and Video Databases, 2-3 February '93, San Jose, CA, pages 173-187, 1993.

[5] J. R. Smith and S.-F. Chang. "Querying by color regions using the VisualSEEK content-based visual query system", In M. T. Maybury, editor, Intelligent Multimedia Information Retrieval. AAAI Press, 1997.

[6] S. Biasotti, S. Marini, M. Mortara, and G. Patané, "An overview of properties and efficiency of topological skeletons in shape modeling", In SMI 2003, pp. 245 - 254, 2003.

[7] Ding-Yun Chen, Xiao-Pei Tian, Yu-Te Shen, Ming Ouhyoung, "On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval", Proceedings of

EUROGRAPHICS 2003, Vol. 22, Sept. 2003.

[8] Jeong-Jun Song, Foruzan Golshani. "3D Object Feature Extraction Based on Shape Similarity", International Journal on Artificial Intelligence Tools, Vol. 12, pp. 37-56, Jan. 2003.

[9] J. J. Koenderink and A. J. van Doorn. "Surface shape and curvature scales", Image and Vision Computing, 10(8): pp.557-565, October 1992.

[10] R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazells, and D. Dobkin. "Matching 3D models with shape distributions", In Shape Modeling International, May 2001.

[11] C. Zhang and T. Chen. "Efficient feature extraction dor 2D/3D objects in mesh representation", In International Conference on Image Processing ICIP'01, vol. 3, pp. 935-938, 2001.

[12] Eric Lengyel, "Mathematics for 3D Game Programming Computer Graphics", CHARLES RIVER MEDIA, INC., pp. 222-229, 2002.

[13] 표용수, 김향숙, "미분기하학 개론", 京文社, pp. 130-139, 2003.

[14] <http://www.3dcafe.com/>

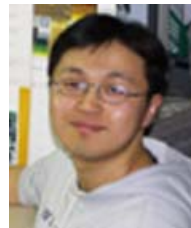
[15] ISO/IEC 15939-3: "Visual Working Draft 2.0", ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG 00/N3322, Noordwijkerhout, Mar. 2000.

[16] A. Guttman, "R-trees: a dynamic index structure for spatial searching", Proc. ACM SIGMOD, pp. 47-57, June 1984.

[17] N. Beckmann, H.-P. Kriegel, R. Schneider, and B. Seeger, "The R*-tree: An Efficient and Robust Access Method for Points and Rectangles", Proc. ACM SIGMOD, pp. 322-331, May 1990.

이 기 호 (Kee-ho Lee)

정회원



2003년 2월 중앙대학교 전자공학과 졸업
 2005년 2월 중앙대학교 전자 영상대학원 영상 공학과 졸업(석사)
 <관심분야> 영상통신, 영상정보 기술

김 낙 우 (Nac-woo Kim)

정회원



1997년 2월 중앙대학교 제어 계
측공학과 졸업
2002년 2월 중앙대학교 첨단 영
상대학원 영상 공학과 졸업(석
사)
2002년 3월~현재 중앙대학교
첨단영상대학원 영상공학과

박사과정

<관심분야> 동영상 부호화, 영상정보기술

최 종 수 (Jong-soo Choi)

종신회원



1975년 2월 인하대학교 전기공
학과 졸업
1977년 2월 서울대학교 전자공
학과 졸업(석사)
1981년 2월 일본 Keio대학교 전
기공학과 졸업(박사)
1981년 9월~1999년 8월 중앙대

학교 전자공학과 교수

1999년 9월~현재 중앙대학교 첨단영상대학원 교수

<관심분야> 컴퓨터 비전, 영상정보기술

김 태 용 (Tae-yong Kim)

정회원



1986년 2월 한양대학교 전기 공
학과 졸업
1988년 2월 한양대학교 전자 공
학과 졸업(석사)
1998년 2월 포항공과대학교 컴
퓨터공학과 졸업(박사)
2002년 1월~현재 중앙대학교

첨단영상대학원 교수

<관심분야> 컴퓨터 비전, 컴퓨터 보안, 영상 통신