

논문 2007-44SP-3-5

형태 인덱스와 정규 곡률을 이용한 3차원 모델 검색

(3D Models Retrieval Using Shape Index and Curvedness)

박 기 태*, 황 혜 정**, 문 영 식***

(Ki Tae Park, Hae Jung Hwang, and Young Shik Moon)

요 약

멀티미디어 기술과 통신 기술의 발달로 다양한 멀티미디어 데이터를 쉽게 접할 수 있게 되었고 그 양도 급격하게 증가하고 있다. 이에 따라 3차원 모델을 검색하기 위한 시스템의 필요성이 부각되고 있으며 이를 위해서는 3차원 모델의 형태 정보를 효과적으로 기술하는 형태 기술자가 필요하다. 본 논문에서는 3차원 모델을 검색하기 위한 형태 기반 기술자를 추출하는 새로운 방법을 제안한다. 제안하는 형태 기반 기술자는 객체의 지역적인 특성을 나타내는 형태 인덱스와 곡면의 굽은 정도를 결합한 기술자이다. 형태 인덱스의 분포를 사용하는 기존의 3차원 형태 스펙트럼 기술자는 표면의 모양만 고려할 뿐 곡면의 굽은 정도는 고려하지 않는다. 그렇기 때문에 곡면의 굽은 정도가 다른 경우에도 그 특징값이 같을 수도 있다는 단점이 있다. 본 논문에서는 곡면의 굽은 정도를 나타낼 수 있는 특징값을 추가함으로써 이를 해결한다. 형태 인덱스와 곡면의 굽은 정도를 결합한 새로운 기술자는 매우 적은 특징 정보만을 추가함으로써 성능 향상 효과를 얻을 수 있다. 제안하는 방법을 기존의 방법과 비교하여 검색 성능을 평가한 결과 23.6%의 성능 향상을 보이고 있다.

Abstract

Owing to the development of multimedia and communication technologies, multimedia data become a common feature of the information systems and are on the increase. This has led to the need of 3D shape retrieval systems that, given a query object, retrieve similar 3D objects. Therefore, shape descriptor required to describe a 3D object effectively and efficiently. In this paper, a new descriptor for 3D model retrieval based on shape information is proposed. The proposed descriptor utilizes the curvedness together with the shape index that provides local geometry information. The existing 3D Shape Spectrum Descriptor (3D SSD), which is defined as the histogram of shape index values, represents the characteristics of local shapes of the 3D surface. However, it does not properly represent the local shape characteristics, because many points with different curvedness may have the same shape index value. Therefore, we add a new feature that represents the degree of curvedness, thereby improving the discriminating power of the shape descriptor. We evaluate the performance of the proposed method, compared with the previous method. The experimental results have shown that the performance of retrieval has been improved by 23.6%.

Keywords : 3D shape descriptor, 3D model retrieval, shape index, curvedness

I. 서 론

멀티미디어 데이터의 압축 및 전송 기술이 발전함에 따라 대용량 멀티미디어 데이터의 사용이 가능하게 되

었고 현재 우리 실생활에 없어서는 안될 만큼 필요성이 크게 증가되었다. 그 중에서 3차원 데이터는 3차원 형태의 디지털화, 가시화 그리고 모델링 기법의 발전과, 가상세계(Virtual worlds)에 대한 관심이 늘어나면서 최근 들어 더욱 폭발적인 증가를 가져왔다. 그러므로 3차원 데이터에 대한 효과적인 관리 및 검색이 요구되고 있고 이를 위해서 3차원 모델 검색 시스템에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 3차원 모델을 검색하는 방법에는 크게 텍스트 기반 검색 방법과 내용 기반 검색 방법으로 분류할 수 있다. 텍스트 기반(text-based) 검색 방법은 사람이 직접 주석을 사용하여 3차원 모델을 색

* 학생회원, *** 정회원 한양대학교 컴퓨터공학과
(Dept. of Computer Science and Engineering,
Hanyang University)

** 정회원, LG전자 MC사업부
(Dept. of Mobile Communications, LG Electronics)

※ 본 연구는 과학재단 특정기초 연구 (R01-2006-000-10876-0) 지원으로 수행되었음

접수일자: 2006년9월12일, 수정완료일: 2007년4월18일

인하고 사용자가 키워드를 이용하여 검색하는 방법이다. 그러나 텍스트 기반 검색 방법은 모든 사람들이 하나의 3차원 모델을 동일하게 인지 할 수 있는 주석으로 표현하기 힘들고, 또한 주석을 표현하기 위한 시간적 비용이 많이 드는 문제점이 있다. 내용 기반(content-based) 검색 방법으로 3차원 모델을 대표하는 특징값을 추출하여 이를 기반으로 색인과 검색을 수행한다. 일반적으로 3차원 모델들은 형태(shape)를 통한 검색 및 객체 인식이 이루어지고 있으며, 3차원 모델 검색에 관한 연구는 그래프 기반 검색(graph based retrieval)^[1], 시점 기반 검색(view based retrieval)^[2], 특징 기반 검색(feature based retrieval)^[3]이 있다. 그래프 기반 검색의 경우는 다른 모델과의 비교에서 분별력은 크지만 정규화된 척도(metric)가 없고, 연산 시 많은 시간이 소요되는 단점이 있다. 시점 기반 검색의 경우는 3차원 모델을 2차원 영상으로 변환해서 특징을 추출 때문에 기존의 2차원 영상 검색 방법을 손쉽게 적용할 수 있지만, 모델에 따른 비교해야 할 시점을 찾는 데 많은 시간이 소요된다. 그리고 특징 기반 검색은 3차원 모델에서 특징 기술자(feature descriptor)를 추출하기 때문에 연산 시 위의 두 방법보다는 시간적 소모가 적다. 그러므로 3차원 모델의 형태를 가장 잘 표현할 수 있는 기술자(descriptor)를 추출하여 색인 및 검색 할 수 있는 방법을 찾아내기 위해서 많은 연구들이 활발하게 진행되어 왔다. 기존의 관련 연구들을 살펴보면, Osada가 제안한 방법인 3차원 모델의 확률적인 분포 특징을 이용한 형태 분포(shape distribution)는 3차원 형태를 이루고 있는 메쉬(mesh) 상에 있는 임의의 두 점을 선택한 후 두 점 사이의 Euclidean distance 측정을 통한 1차원 히스토그램을 구성함으로써 3차원 모델을 검색하는 방법이다^[4]. 이 방법은 특징값 추출 및 계산이 쉽고, 작은 왜곡에 강건한 특징이 있다. 그러나 형태 분포 기술자는 3차원 객체의 전체적인 형태의 특징은 잘 표현하고 있지만, 공간적인 형태의 특징은 표현하지 못하는 단점이 있다. 그러므로 완전히 다른 형태를 가진 3차원 모델에 대해서도 동일한 히스토그램을 나타낼 수 있고, 이로 인한 검색 성능이 떨어지는 문제점이 있다.

Funkhouse는 3차원 모델에 대해서 회전 변화에 강건한 구면 조화 함수(spherical harmonic function)를 제안하였다^[5]. 일반적으로 3차원 모델은 회전에 의해 변형된 모델에 대해 PCA 정렬 방법을 사용하여 정규화 과정을 통해 기술자를 생성한다. 그러나 PCA 방법은 모델의 무게중심에서 표면까지 거리의 2차 모멘트(Second-

Order Moment)를 이용하여 외형의 작은 차이도 고려되기 때문에 유사한 형태를 지닌 모델이라도 주축이 달라져 다르게 정렬될 수 있는 문제점을 갖고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 Funkhouse는 3차원 모델을 복셀화(voxelization)한 후 3차원 모델의 무게중심을 중심으로 하고 서로 다른 반지름을 갖는 동심구를 사용하여 객체를 반지름 거리에 따라 객체를 분할하였다. 그리고 각각의 동심구에 해당하는 복셀들에 대하여 구면 조화 함수를 적용한 후 함수 적용 결과에 대해 위상값을 제거하여 기술자로 이용하였다. 기술자는 동심구의 반지름 거리에 대하여 구면조화를 나타내는 2차원 형태의 특징값으로 표현된다. 이 방법은 회전에 강건하고, 상당히 우수한 검색 결과를 보여주고 있다. 하지만, 이 방법은 구현이 상당히 어렵고, 특징값을 추출하는 과정이 매우 복잡하며, 처리 시간도 매우 오래 걸린다.

최근에는 물체의 인지적 기술을 돕기 위해, 3차원 물체에 대한 의미적 단위의 분해 및 표현 방법을 이용한 Perceptual 3D 기술자가 제안되었다. 이 기술자는 새롭게 MPEG-7 표준 기술자로 채택되었고, 상당히 우수한 검색 결과를 보여주고 있다. Perceptual 3D 기술자는 물체의 의미적 분석을 위해, 3차원 물체에서 모폴로지 특성을 이용하여, 각 영역을 노드로 정의하고 에지는 노드 사이의 연결 관계를 표시한 ARG(attributed relational graph)를 이용한다. 3차원 물체에 대한 ARG에 대해, 각 노드에 대해 노드의 체적 및 볼록화, 그리고 노드의 이심률을 특징으로 추출하며, 에지에 대해서는 노드 사이의 연결 관계는 연결된 노드 사이의 각도를 특징으로 표현한다^[6-7].

본 논문에서는 3차원 모델 검색 시스템을 위한 새로운 형태 기술자를 제안하고자 한다. 제안하는 방법은 MPEG-7 표준으로 선정된 3차원 형태 스펙트럼 기술자(3D shape spectrum descriptor)에 기초를 두고 있다^[8-11]. 3차원 형태 스펙트럼 기술자는 3차원 모델 표면의 본질적인 형태 기술을 제공하며 전체 표면에 대한 형태 인덱스(shape index)의 분포인 1차원 히스토그램으로 정의된다. 형태 인덱스는 3차원 표면의 지역적인 특징을 표현하며, 주곡률 벡터의 극 표시(polar representation)의 각도 좌표계(angular coordinate)를 사용한다. 본 논문에서는 기존의 형태 인덱스의 분포만을 기술자로 사용하는 형태 스펙트럼 기술자의 문제점을 지적한 후 해결방안을 제시함으로써 새로운 기술자를 제안한다.

본 논문의 구성은 II장에서 3차원 형태 스펙트럼 기술자에 대한 설명과 본 논문에서 제안하는 방법에 대해

기술한다. III장에서는 실험을 통해 기존의 형태 스펙트럼 기술자와 제안하는 기술자를 비교 분석하며, 마지막 IV장에서는 결론과 향후 과제에 대하여 기술한다.

II. 3D Shape Spectrum Descriptor(SSD)

3D Shape Spectrum Descriptor(SSD)는 3차원 모델 표면의 지역적인 속성을 이용하여 3차원 모델의 형태를 표현하는데 목적을 두고 있다. 이를 위해 형태 인덱스(shape index)를 사용하며, 이는 두 주곡률의 함수로써 정의된다. p 는 3차원 표면 S 위의 한 점이고, k_p^1 와 k_p^2 는 점 p 에 대한 주곡률을 나타낼 때, 점 p 에서의 형태 인덱스는 I_p 로 표현하며 식 (1)과 같이 정의된다^[10,11].

$$I_p = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \arctg \frac{k_p^1 + k_p^2}{k_p^1 - k_p^2}, \quad k_p^1 \geq k_p^2 \quad (1)$$

식 (1)에서 형태 인덱스의 범위는 [0,1]이며 평면인 표면에서는 정의할 수 없다. 형태 인덱스는 그림 1에서 보여지는 것과 같이 볼록면(convex), 오목면(concave), 도랑(rut), 산마루(ridge) 그리고 말 안장(saddle)과 같은 돌출된 형태의 크기(scale)를 표현할 수 있다. 그리고 유클리디언(Euclidean) 변환과 크기(scale) 변환에 강건한 특징을 가지고 있다.

주곡률은 식 (2)에 의한 Weingarten map(W)의 고유값으로 정의 된다.

$$W = \Gamma^{-1} II \quad (2)$$

식 (2)에서 I 과 II 는 각각 1차와 2차 기본 미분 형식(fundamental differential form)이다.

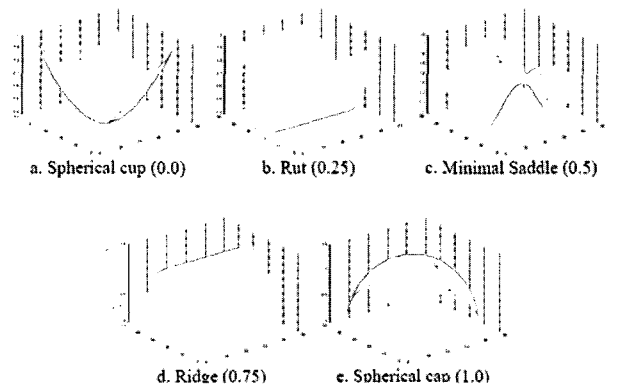


그림 1. 형태 인덱스에 대응하는 기본적인 형태
Fig. 1. Elementary shapes and their corresponding shape index.

직교 좌표계 시스템과 표면의 Monge parameterization $S = (x, y, z) = (x, y, f(x, y))$ 을 고려하면, $f - c^2$ 미분 가능한 기본 미분 형식 I 과 II 는 식 (3)과 식 (4)와 같이 각각 표현 될 수 있다. 식 (3)과 식 (4)는 대칭행렬(symmetric matrix)이고 양의 준정부호 행렬(positive semi-definite)이다. 식 (4)에서 N 은 표면 위의 점 p 에서의 법선 벡터 이고, S_{xy} 는 표면 S 를 변수 x 와 y 에 대해서 각각 편미분 한다는 의미의 표준 Monge 표기법이다.

$$I = \begin{pmatrix} \langle S_x, S_x \rangle & \langle S_x, S_y \rangle \\ \langle S_x, S_y \rangle & \langle S_y, S_y \rangle \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 + f_x^2 & f_x f_y \\ f_x f_y & 1 + f_y^2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$II = \begin{pmatrix} \langle S_{xx}, N \rangle & \langle S_{xy}, N \rangle \\ \langle S_{xy}, N \rangle & \langle S_{yy}, N \rangle \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{1 + f_x^2 + f_y^2}} \begin{pmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{pmatrix} \quad (4)$$

III. 3D Shape Spectrum Descriptor 추출

주곡률을 계산하는 과정은 3D Shape Spectrum Descriptor를 추출하는데 있어 가장 중요한 과정이다. 실제로 3D Shape Spectrum Descriptor의 성능은 이를 얼마나 정확하게 추출하느냐, 또 얼마나 강건한 추출 기법을 사용하느냐에 의존되기 때문이다. 본 논문에서는 주곡률을 계산하기 위해서 2차 다항 곡면 근사법(second degree polynomial surface fitting)을 사용한다^[12-13].

우선 평면 f_i 에서의 평균 법선 벡터 \tilde{N}_{f_i} 를 구한다. 이는 식 (5)와 같이 평면 f_i 의 0-adjacent face를 구한 후 이들의 법선 벡터의 가중치 평균을 구함으로써 얻어진다. 이때 두 면이 공통의 꼭지점을 공유하고 있으면 두 면은 0-adjacent face 라고 한다.

$$\tilde{N}_{f_i} = \frac{\sum_{f_k \in F_0\{f_i\}} w_k N_{f_k}}{\left\| \sum_{f_k \in F_0\{f_i\}} w_k N_{f_k} \right\|} \quad (5)$$

식 (5)에서 $F_0\{f_i\}$ 는 f_i 의 0-adjacent face 의 집합을

나타내며, N_{f_k} 는 f_k 의 법선 벡터이다. w_k 는 f_k 의 0-adjacent face에 관계된 가중치 계수이고, 또 $\|\cdot\|$ 는 \mathbb{R}^3 안에 벡터의 L_2 -norm이다. 여기서 가중치 계수 w_k 는 평면의 면적 분포가 일정하지 않은 점을 고려하여 면 f_k 의 면적과 같게 한다.

지역적인 직교 좌표계 시스템은 그것의 중심을 평면 f_i 의 무게 중심과 일치 시킨다. 그리고 Z축은 미리 계산된 법선 벡터 \tilde{N}_{f_i} 로 한다. $\{(x_i, y_i, z_i)\}_{i=1}^N$ 은 새로운 좌표계로 변환 시킨 평면 f_i 와 해당 평면의 0-adjacent face들 위에 점들의 모임으로 정의한다.

모수적 곡면 추정(Parametric surface approximation)은 점들의 집합 $\{(x_i, y_i, z_i)\}_{i=1}^N$ 을 통해 이차 곡면 근사법(quadric surface fitting)으로 얻을 수 있다.

$S = (x, y, z) = (x, y, f_a(x, y))$ 를 2차 다항 곡면(second degree polynomial surface)이라 할 때, $f_a(x, y)$ 는 식 (6)과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} f_a(x, y) \\ = a_0x^2 + a_1y^2 + a_2xy + a_3x + a_4y + a_5 \end{aligned} \quad (6)$$

식 (6)에서, a_i 는 실수 계수이다. 그리고 식 (6)은 식 (7)과 같이 표준 행렬 표기법으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} f_a(x, y) &= a^t b(x, y), \\ a &= (a_0 \ a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ a_5)^t \\ b(x, y) &= (x^2 \ y^2 \ xy \ x \ y \ 1)^t \end{aligned} \quad (7)$$

파라미터 벡터 $a = (a_0 \ a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ a_5)^t$ 는 최소 제곱 추정으로 결정할 수 있으며, $\{(x_i, y_i, z_i)\}_{i=1}^N$ 의 점들에 대해서 식 (8)을 적용한다. 파라미터 벡터 \hat{a} 는 적합한 근사치를 찾아 대응시킴으로써 가중치가 부여된 평균제곱오차를 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{a} &= \left(\sum_{i=1}^N w_i b(x_i, y_i) b^t(x_i, y_i) \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N w_i z_i b(x_i, y_i) \right) \\ &= \arg \min_{a \in \mathbb{R}^6} \sum_{i=1}^N w_i (z_i - f_a(x_i, y_i))^2 \end{aligned} \quad (8)$$

결과적으로, 식 (8)의 결과를 이용하여 주곡률 k_1 과 k_2 는 Weingarten map(W)의 고유 값으로 쉽게 구할 수 있다. 왜냐하면, $(x, y) = (0, 0)$ 에서 1차 미분 형식 I와 2

차 미분 형식 II는 식 (9)와 식 (10)과 같이 간단하게 표현할 수 있기 때문이다.

결과적으로, 식 (8)의 결과를 이용하여 주곡률 k_1 과 k_2 는 Weingarten map(W)의 고유 값으로 쉽게 구할 수 있다. 왜냐하면, $(x, y) = (0, 0)$ 에서 1차 미분 형식 I와 2차 미분 형식 II는 식 (9)와 식 (10)과 같이 간단하게 표현할 수 있기 때문이다.

$$I = \begin{pmatrix} 1 + a_3^2 & a_3 a_4 \\ a_3 a_4 & 1 + a_4^2 \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$II = \frac{1}{\sqrt{1 + a_3^2 + a_4^2}} \begin{pmatrix} a_0 & a_2 \\ a_2 & a_1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

IV. 3D Shape Spectrum Descriptor의 문제점

기존의 3D Shape Spectrum Descriptor는 같은 형태 인덱스 값을 갖는 메쉬(mesh)라고 할지라도 이웃 평면과의 굽은 정도(curvedness)가 다를 수 있다는 것을 고려하지 않고 있다. 형태 인덱스는 그림 1에 보여 지는 것과 같이 표면의 기본적인 모양을 다음의 5가지 경우로 나누어 생각할 수 있다.

- (1) Spherical cup : 두 곡률의 차이가 작고, 두 곡률 모두 양수인 경우.
- (2) Rut : 두 곡률의 차이가 크고, 큰 곡률이 양수인 경우.
- (3) Minimal Saddle : 두 곡률의 차이가 작고, 두 곡률의 부호가 다른 경우.
- (4) Ridge : 두 곡률의 차이가 크고, 절대값이 큰 곡률이 음수인 경우.
- (5) Spherical cap : 두 곡률의 차이가 작고, 두 곡률 모두 음수인 경우.

위의 5가지 경우를 살펴보면, 3D Shape Spectrum

표 1. 주곡률 값에 따른 형태 인덱스
Table 1. Each shape index of curvature values.

	k_1	k_2	k_1/k_2	Shape Index
mesh 1	7.104	1.899	3.74	0.16
mesh 2	0.164	0.044	3.73	0.16

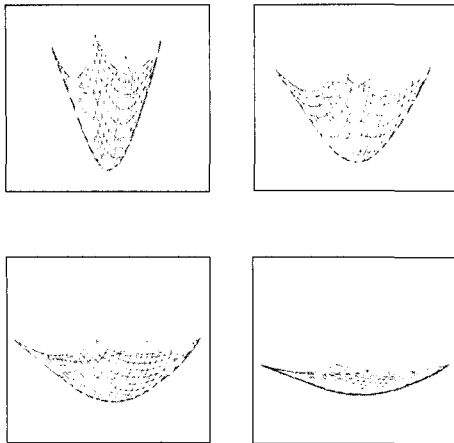


그림 2. 동일한 형태 인덱스를 표현되는 3차원 형태들
Fig. 2. Different 3D shapes with the same shape index.

Descriptor는 두 곡률 값의 차이와 그의 부호에 따라 형태 인덱스 값이 결정되는 것을 확인할 수 있다. 그러므로 3D Shape Spectrum Descriptor는 주곡률의 크기에 따른 3차원 모델의 형태 변화는 반영할 수 없음을 알 수 있다. 표 1은 주곡률 값에 따른 형태 인덱스를 나타내고 있다.

mesh1과 mesh2는 주곡률 값의 크기는 다르지만 두 주곡률의 비율이 같기 때문에 결국 형태 인덱스 값이 같은 결과가 나오게 된다. 그림 2를 보면 4가지의 다른 형태이지만 형태 인덱스의 값은 0으로 동일한 3차원 모델을 보여주고 있다.

V. 실험 결과 및 평가

기존 방법의 문제점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 곡면의 굽은 정도를 나타내는 정보를 형태 인덱스와 결합한 기술자를 제안한다. 즉, 기존의 방법이 각 메쉬에서 주곡률을 구한 후 그것으로 형태 인덱스를 계산하여 전체 메쉬에서 얻어진 형태 인덱스의 분포를 1차원 히스토그램 형태의 특징 기술자이고, 제안하는 방법은 형태 인덱스 기술자에 주곡률 정보에 곡면의 굽은 정도 분포를 추가한 2차원 히스토그램 형태의 기술자이다. 그림 3은 제안하는 방법의 전반적인 흐름도를 보여주고 있다. 곡면의 굽은 정도(curvedness)는 식 (11)로 나타낼 수 있으며, 여기서 k_p^1 과 k_p^2 는 주곡률 값이다. 곡면의 굽은 정도는 이 두 주곡률의 L2-norm으로 정의한다.

$$Curvedness = \sqrt{(k_p^1)^2 + (k_p^2)^2} \tag{11}$$

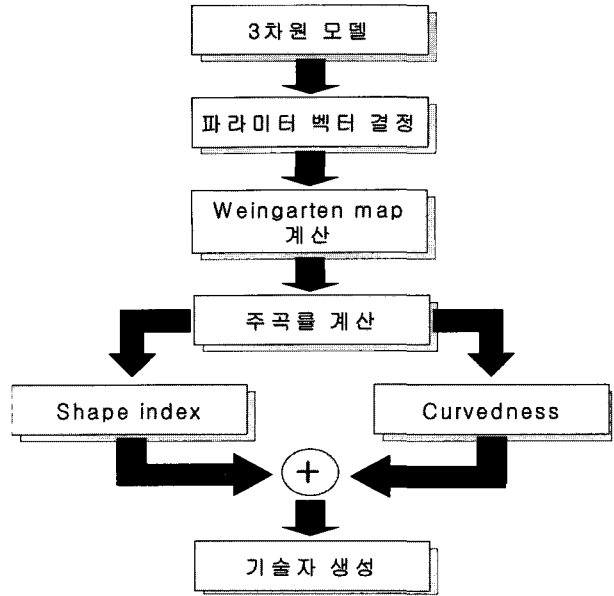


그림 3. 제안한 알고리즘의 순서도
Fig. 3. Flowchart of the proposed algorithm.

표 2. 주곡률 값에 따른 형태 인덱스와 곡면의 굽은 정도
Table 2. Each shape index and curvedness of curvature values.

	k_1	k_2	k_1/k_2	Shape Index	Curvedness
mesh 1	7.104	1.899	3.74	0.16	7.35
mesh 2	0.164	0.044	3.73	0.16	1.17

표 2는 mesh1과 mesh2의 형태 인덱스는 같지만 곡면의 굽은 정도가 다른 것을 보여주고 있다.

그림 4는 3차원 모델과 형태 인덱스 분포를 나타낸 것이다. 1번과 2번은 같은 클래스에 속해 있는 모델이며 3번은 다른 클래스의 모델이다. 각각의 모델에 대해서 1차원 히스토그램 형태의 기술자인 SSD를 살펴보면 1번 모델과 2번 모델의 히스토그램이 유사해야 하지만 오히려 1번 모델과 3번 모델이 더 유사한 것을 볼 수 있다. 실제 유사도를 계산해 보더라도 1번 모델과 3번 모델의 유사도가 더 큰 것을 확인할 수 있다.

그림 5는 본 논문에서 제안한 형태 인덱스와 곡면의 굽은 정도를 결합하여 2차원 히스토그램으로 확장된 형태인 기술자를 표현하고 있다. 1차원 히스토그램의 형태인 SSD와 비교해 보면 1번 모델에 대해서 2번 모델의 형태 기술자가 3번 모델의 형태 기술자보다 더 유사한 것을 확인할 수 있다. 그림 5에서 원으로 표시된 부분을 통하여 알 수 있듯이 SSD만을 표현한 1차원 히

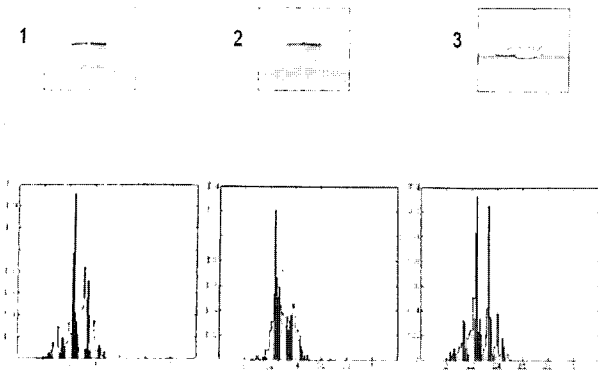


그림 4. 기존 방법에 의해 생성된 형태 기술자(SSD)
Fig. 4. Shape descriptor created by the existing method.

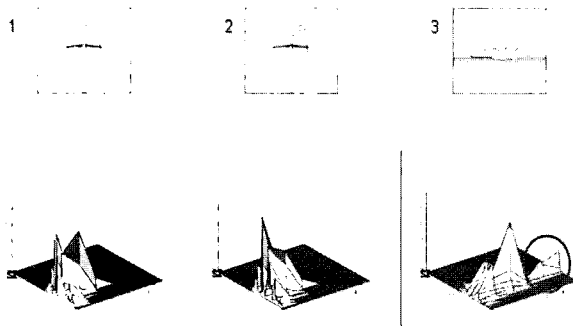


그림 5. 제안한 방법에 의해 생성된 형태 기술자
Fig. 5. Shape descriptor created by the proposed method.

스토그램의 형태 기술자에서는 구분할 수 없는 차이를 곡면의 굽은 정도를 추가한 2차원 히스토그램으로 확장된 형태 기술자를 제안함으로써 다른 클래스의 모델에 대한 변별력을 높일 수 있다.

제안하는 기술자를 생성할 때 형태 인덱스는 50개의 구간(bin)으로, 곡면의 굽은 정도는 3개의 구간으로 양자화 한다. 형태 인덱스는 0에서 1사이를 같은 범위 50개로 나누고, 곡면의 굽은 정도는 [0,1), [1,5), [5, ∞]로 결정한다. 곡면의 굽은 정도에 대한 양자화를 비선형적으로 한 것은 많은 실험을 통하여 분석한 결과, 곡면 정도의 값이 [0,5] 사이의 범위에서 주로 분포하는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 곡면의 굽은 정도 값이 많이 분포 되어 있는 범위는 좁게, 적게 분포 되어 있는 범위는 넓게 나누는 것이다.

제안하는 방법에서 추가한 새로운 특징값인 곡면의 굽은 정도는 새로운 특징이지만 기존의 형태 인덱스를 구하기 위해 계산된 주곡률 값을 그대로 사용하기 때문에 기존 방법에 비해 계산 량도 거의 늘어나지 않는다는 장점이 있다.

VI. 실험 결과 및 평가

본 논문에서 실험에 사용한 3차원 모델 데이터는 메쉬(mesh) 구조로 이루어진 3차원 다각형 모델들로 구성된 프린스턴 대학의 벤치마크 데이터베이스를 이용하였다^[14]. 28개의 클래스를 사용하였고, 사용된 3차원 모델의 수는 215개 이다. 그림 6은 프린스턴 벤치마크 데이터베이스에 속해 있는 3차원 모델의 예이다. 그림 6은 실험에 사용된 3차원 모델들 중에서 대표적인 모델들을 보여주고 있다.

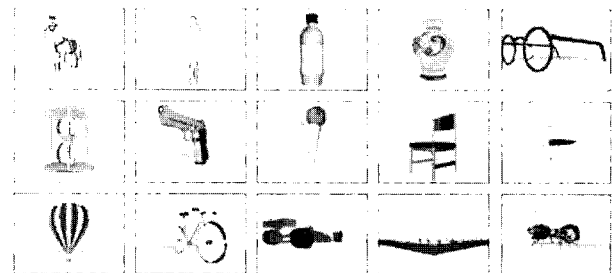


그림 6. 실험에서 사용된 클래스의 대표 모델
Fig. 6. Representative images used in experiments.

1. 3차원 모델 검색 결과

제안한 3차원 형태 기술자의 성능을 평가하기 위해서 MPEG-7 표준 3차원 형태 기술자인 형태 스펙트럼 기술자와의 검색 결과를 비교한다. 본 논문에서는 실험에 대한 객관적인 비교를 위해 MPEG-7 표준에서 영상 검색 평가 방법으로 제시한 ANMRR (Average Normalized Modified Retrieval Rank) 지표를 사용한다^[15]. ANMRR은 평균 순위를 정규화한 수식으로서, 항상 [0, 1] 사이의 값을 가지며, 값이 작을수록 검색 결과가 우수하다는 것을 의미한다. ANMRR을 계산하는 과정은 식 (12)와 같다.

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

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

$$MRR(q) = AVR(q) - 0.5 - \frac{NG(q)}{2} \quad (12)$$

$$K = \min(4 * NG(q), 2 * GTM)$$

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

식(12)에서 NG(q)는 클래스별 모델 개수를 의미하고, GTM은 NG(q) 중 가장 큰 수를 의미한다.

표 3. 3차원 모델에 대한 실험 결과

Table 3. Experimental results of 3D models.

Class	ANMRR		Class	ANMRR	
	SSD	MSSD		SSD	MSSD
Airplane	0.344	0.215	Hot air balloon	0.423	0.311
Ant	0.693	0.520	Hourglass	0.271	0.044
Axe	0.525	0.162	Human	0.318	0.233
Barn	0.773	0.762	Ice cream	0.448	0.168
Bicycle	0.619	0.540	Large sale boat	0.538	0.498
Biplane	0.666	0.454	Motorcycle	0.362	0.238
Bottle	0.636	0.516	Quadruped	0.444	0.352
Brain	0.424	0.398	Race car	0.447	0.287
Chair	0.424	0.338	Sink	0.556	0.530
Chess set	0.119	0.113	Spider	0.416	0.361
Eyeglass	0.496	0.407	Street light	0.260	0.326
Fish	0.406	0.298	Tree	0.200	0.192
Gear	0.420	0.346	Umbrella	0.616	0.433
Hand gun	0.699	0.672	Vase	0.591	0.500

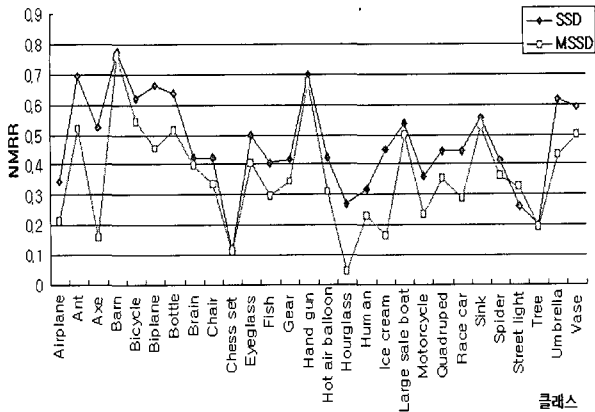


그림 7. 각 클래스에 대한 ANMRR 비교

Fig. 7. ANMRR comparison for each classes.

표 4. 3차원 모델에 대한 AANMRR 비교

Table 4. AANMRR comparison of 3D models.

	SSD (기존방법)	MSSD (제안한 방법)	향상률
AANMRR	0.461	0.352	23.6%

표 3과 그림 7은 기존의 MPEG-7 표준 3차원 형태 기술자인 형태 스펙트럼 기술자(SSD)와 본 논문에서 제안한 기술자(MSSD)를 이용하여 3차원 모델들을 검색한 결과에 대해서 클래스별로 정규화 된 검색 결과인 ANMRR를 나타내고 있다.

표 3과 그림 7에서 제안한 기술자가 Street light 클래스를 제외한 모든 클래스에서 기존의 기술자보다 검색 성능이 우수함을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 기존의 형태 색인 분포를 나타내는 형태 스펙트럼 기술자

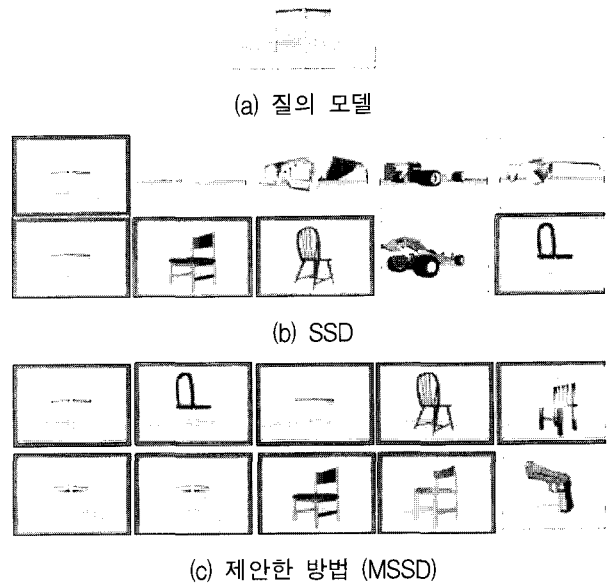


그림 8. Chair 클래스에 대한 검색 결과

Fig. 8. Retrieval results of the chair class : (a) Query model; (b) SSD; (c) the proposed method (MSSD).

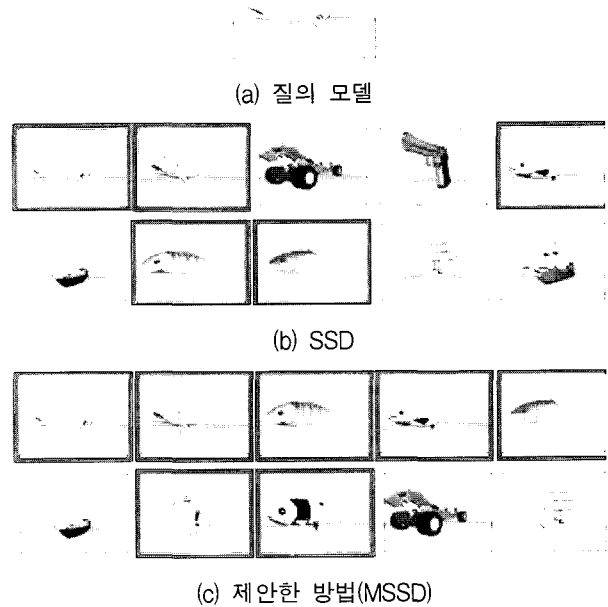


그림 9. Fish 클래스에 대한 검색 결과

Fig. 9. Retrieval results of the fish class : (a) Query model; (b) SSD; (c) the proposed method (MSSD).

와 곡면의 굽어진 정도를 추가한 새로운 기술자가 3차원 모델의 형태를 효과적으로 식별할 수 있다는 것을 의미한다. 하지만, Street light 클래스와 같은 경우는 거의 평면에 가까운 얇은 원기둥 형태를 가지고 있기

때문에 오히려 검색 결과를 떨어뜨리는 결과를 보이고 있다. 표 4는 기존 기술자와 제안한 기술자에 대한 AANMRR(Average ANMRR)를 비교한 결과를 나타내고 있다. 제안한 기술자를 이용한 검색 결과가 기존 기술자의 검색 결과 보다 평균 23.6% 향상되었음을 확인할 수 있다.

그림 8과 그림 9는 15개의 모델들을 포함하고 있는 Chair 클래스와 8개의 모델들을 포함하는 Fish 클래스에 대해 질의 모델과의 유사도 계산한 후 상위 10개를 추출하여 나타내었다. Chair 클래스에서는 기존 방법이 5개를 검색한 반면에, 제안한 방법은 9개를 검색하였다. Fish 클래스에서는 기존 방법에 의해서는 5개를 검색한 반면에, 제안한 방법은 7개를 검색하였다. 그리고 제안한 방법에 의해서 검색된 결과는 단지 모델의 개수만 많이 검색한 것이라 아니라 기존 방법보다 검색 순위에서도 우수한 결과를 보이고 있다. 두꺼운 테두리로 둘러싸인 모델들이 질의 모델과 같은 클래스에 속한 모델들이다. 검색 순위는 왼쪽에서 오른쪽 방향으로, 위에서 아래로 갈수록 검색 순위가 낮다.

2. 제안한 기술자의 크기 및 검색 결과

본 논문에서는 기존의 3차원 형태 기술자와 제안한 3차원 형태 기술자의 크기에 대해서도 비교한다. 왜냐하면 기술자의 크기가 검색 시스템의 성능을 결정하는데 중요한 역할을 하기 때문이다. 본 논문의 실험에서는 기존의 방법인 SSD는 기술자의 크기를 형태 인덱스의 값에 대해 100 단계로 양자화 하였고, 제안 하는 방법인 MSSD에서는 형태 인덱스의 값을 50 단계로, 곡면

표 5. SSD의 기술자 크기와 검색 결과
Table 5. Quantization steps of SSD and corresponding retrieval results.

기술자의 크기 (양자화 단계)	100	50	25
AANMRR	0.461	0.469	0.473

표 6. MSSD의 기술자 크기와 검색 결과
Table 6. Quantization steps of MSSD and corresponding retrieval results.

Shape index	100		50		25	
Curvedness	3	6	3	6	3	6
AANMRR	0.379	0.384	0.352	0.367	0.399	0.526

의 굽은 정도인 Curvedness의 값은 3 단계로 양자화 하였으며, 제안한 기술자의 크기는 150 단계이다. 본 논문에서 사용한 기술자의 크기는 다양한 실험을 통하여 각 기술자에 대해서 가장 높은 검색 결과를 보이는 경우로 결정한 것이다. 표 5와 표 6은 SSD와 MSSD에 대해서 다양한 기술자의 크기에 따른 검색 결과(AANMRR)를 보여주고 있다.

표 5와 표 6을 보면, 제안한 기술자가 형태 색인(shape index)을 50 단계, 곡면의 굽은 정도(curvedness)를 3 단계로 결정한 경우가 가장 좋은 결과를 얻을 수 있었고, SSD의 가장 좋은 결과인 100 단계보다 기술자의 크기가 적은 형태 색인을 25 단계, 곡면의 굽은 정도를 3 단계로 결정 했을 경우에도 SSD보다 좋은 검색 결과를 얻을 수 있음을 보여주고 있다.

VII. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 3D 객체의 지역적인 특성을 나타내는 형태 인덱스와 곡면의 굽은 정도를 결합한 새로운 기술자를 제안하였다. MPEG-7 표준 형태 기술자인 3차원 형태 스펙트럼 기술자는 주곡률의 비율을 의미하는 형태 색인의 분포만을 사용하였다. 그래서 3차원 형태 스펙트럼 기술자는 곡면의 굽어진 정도가 다른 형태의 3차원 모델들도 주곡률만 같다면 동일한 모델로 결정하는 문제점이 있다. 그러므로 본 논문에서는 기존의 3차원 형태 스펙트럼 기술자에 곡면의 굽어진 정도를 표현할 수 있는 정보를 추가한 새로운 기술자를 제안함으로써, 기존의 문제점을 해결할 수 방법을 제시하였다. 실험 결과를 통하여 제안하는 방법은 기존의 기술자보다 3차원 객체의 식별력을 높임으로써 23.6%의 검색 향상을 보였고, 반면에 계산량은 5.3% 정도 증가하였다. 이는 적은 계산 량의 증가로 높은 검색 성능 향상을 얻은 것이다. 그러나 본 논문에서 제안한 기술자는 평면에서는 곡률을 계산할 수 없기 때문에 대부분 평면으로 이루어진 3차원 모델에 대한 검색은 성능이 많이 떨어지는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 평면으로 구성된 3차원 모델에 대해서도 적용할 수 있는 3차원 형태 기술자에 대한 추가 연구가 진행되어야 할 것 이고, 또한 MPEG-7에 제안된 다른 기술자들과의 성능 비교가 이루어져야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] S. Biasotti, S. Marini, M. Mortara, and G. Patané, "An Overview of Properties and Efficacy of Topological Skeletons in Shape Modeling," *International Conference on Shape Modeling and Applications*, pp. 245-256, 2003.
- [2] Ding-Yun Chen, Xiao-Pei Tian, Yu-Te Shen, Ming Ouhyoung, "On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval," *Computer Graphics Forum*, pp. 223-232, 2003.
- [3] Jeong-Jun Song, Forouzan Golshani, "3D Object Feature Extraction Based on Shape Similarity," *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, vol. 12, pp. 37-56, Jan. 2003.
- [4] Robert Osada, Thomas Funkhouser, Bernard Chazelle and David Dobkin, "Shape Distributions," *Transactions on ACM Graphics*, vol. 21, pp. 807-832, 2002.
- [5] Michael Kazhdan, Thomas Funkhouser and Szymon Rusinkiewicz, "Rotation Invariant Spherical Harmonic Representation of 3D Shape Descriptors," *ACM SIGGRAPH symposium on Geometry processing*, pp.156-164, June 2003.
- [6] D. Kim, I. Yun, I. Park, and J. Kim, "Perceptual Description for 3D Object Indexing and Retrieval," *ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 M8980*, Shanghai, China, October 2002.
- [7] I. Park, D. Kim, and I. Yun, "Perceptual 3D Shape Descriptor: Result of Core Experiment," *ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 M10093*, Brisbane, Australia, July 2003.
- [8] Information Technology - Multimedia Content Description Interface - Part 8: Extraction and Use of MPEG-7 Descriptions, *ISO/IEC TR 15938-8:2002*, Dec. 2002.
- [9] T. Zaharia and F. Preteux, "Results of 3D Shape Core Experiment," *ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 M6315*, July 2000.
- [10] T. Zaharia and F. Preteux, "3D Shape Core Experiment: Semantic Versus Geometric Categorization of 3D Mesh Models," *ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 M6104*, June 2000.
- [11] T. Zaharia and F. Prêteux, "3D Shape-based Retrieval within The MPEG-7 Framework", *Proc. SPIE Conf. on Nonlinear Image Processing and Pattern Analysis XII*, vol.4304, pp.133-145, Jan. 2001.
- [12] M. Do Carmo, "Differential geometry of curves and surfaces," *Prentice-Hall Inc., Englewood Cliffs, New Jersey*, 1976.
- [13] M. Spivak, "A comprehensive introduction to differential geometry," *2nd edition, Houston: Publish or Perish*, 1979.
- [14] Philip Shilane, Michael Kazhdan, Patrick Min and Thomas Funkhouser, "The Princeton Shpae Benchmark", *Proceedings of Shape Modeling International*, pp.399-399, 2004.
- [15] ISO/IEC JTC1/SC29/WG1 "Core Experiment on MPEG-7 Color and Texture Descriptor," *Doc N2819, MPEG Vancouver Meeting*, July 1999.

저 자 소 개

박 기 태(학생회원)
대한전자공학회 논문지
제 43권 SP편 제 5호 참조

문 영 식(평생회원)- 교신저자
대한전자공학회 논문지
제 43권 SP편 제 5호 참조



황 혜 정(정회원)
2004년 한양대학교 전자컴퓨터
공학부 학사 졸업.
2006년 한양대학교 컴퓨터공학과
석사 졸업.
2006년~현재 LG전자 MC사업부

<주관심분야 : 내용기반 영상검색, 객체 검출, MPEG7>