

논문 2006-43CI-2-8

개선된 레이 캐스팅을 이용한 3차원 객체 검색 기법

(3D Object Retrieval Based on Improved Ray Casting Technique)

이 선 임*, 김 재 혁**, 문 영 식***

(Sun Im Lee, Jae Hyup Kim, and Young Shik Moon)

요 약

본 논문에서는 3차원 모델을 검색하기 위한 형태 기반 기술자를 추출하는 새로운 알고리즘을 제안한다. 제안한 형태 기반 기술자는 모델의 기하학적인 특성을 고려하여 레이 캐스팅 샘플링과 구면조화함수를 이용하는 방법이다. 레이 캐스팅 기법은 모델의 외형을 고려한 적응적인 방법으로 샘플링한다. 이 기법을 통해 기술자에 포함되는 형태 정보를 증가시켜 기술자의 식별성을 높인다. 구면조화함수 계수 추출에서는 기하학적인 주파수 특성을 고려하여 적응적인 계수를 추출한다. 이 방법은 검색 성능에 영향을 미치지 않고 기술자를 조밀하고 간결하게 만든다. 최종적으로 두 방법을 결합함으로서 검색 엔진에서 이용 가능하고, 식별성이 향상되며 간결해진 기술자를 생성한다.

Abstract

In this paper, we propose a new descriptor for 3D model retrieval based on shape information. The proposed method consists of two steps including ray casting method and spherical harmonic function, considering geometric properties of model. In the ray casting method, an adaptive sampling is performed for external shape information. By increasing shape information included in the descriptor, we improve the discriminating power of the proposed descriptor. The coefficients of spherical harmonic function are adaptively calculated, considering geometric frequency characteristics. This makes the descriptor more compact and concise without decreasing the retrieval performance. By combining two methods, we achieve more improved retrieval results.

Keywords : 영상 검색, 3차원 객체, 레이 캐스팅

I. 서 론

컴퓨터 기술과 통신 기술의 발달로 다양한 멀티미디어 데이터를 쉽게 접할 수 있게 되었다. 따라서 멀티미디어 데이터가 급격하게 증가하고 이를 분석하고 검색하는 연구가 활발하게 진행되어 왔다. 그 중에서 3차원 모델의 검색과 분석에 관한 연구는 가장 최근에 쟁점이 되고 있는 연구 분야 중에 하나이다. 3차원 모델은 여러 분야에서 이용된다. 컴퓨터 비전(Computer Vision), 분

자 생물학, 고고학, 의학, 컴퓨터 그래픽(Computer Graphic), CAD(Computer-Aided Design), 고생물학, 가상현실(Virtual Reality), 게임 환경 등 이미 수많은 분야에서 쉽게 이용 가능한 3차원 모델이 빠른 속도로 증가하고 있다^[1,2]. 이를 가속화 시키는 몇 가지 원인에는 3차원 모델을 세밀하게 구성하는 레이저 스캐너(laser scanner)와 대화형 도구(interactive tool) 등이 효율적인 비용으로 실제 생활에서 이용 가능해졌기 때문이다. 또한 다양한 사람들에게 3차원 모델에 대한 욕구를 수용할 수 있는 저렴한 그래픽하드웨어의 성능이 향상되었고 웹(World Wide Web)을 통한 빠른 배포가 이루어지고 있기 때문이다^[3]. 이러한 변화는 3차원 모델에 대한 사용자의 인식을 변화시키고 있다. 이전에는 "3차원 모델을 어떻게 구성할 것인가"가 주요 연구 과제였다면 이제는 "존재하는 3차원 모델 중에서 원하는 모델을 어떻

* 학생회원, LG전자
(LG Electronics)

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

※ 본 연구는 대학 IT연구센터 육성지원사업의 연구결과로 수행되었음.

접수일자: 2005년12월12일, 수정완료일: 2006년3월2일

게 찾을 것인가"가 중요한 연구 과제로 떠오르고 있다. 이를 위해서 3차원 모델 검색 시스템이 필요하다. 검색 시스템은 쿼리(query)를 입력받아서 3차원 모델의 데이터베이스로부터 유사한 모델을 검색하여 그 결과를 보여준다. 시스템은 인터넷상에 배포된 3차원 모델을 찾아주는 검색 엔진^[7,8,9,10]이 될 수도 있고 특정 분야의 데이터베이스를 검색하는 응용 시스템(application)^[4,18]이 될 수도 있다.

기존의 3차원 모델을 검색하는 방법에는 텍스트화된 주석(annotation) 기반 방법이 있다^[3]. 즉 3차원 모델의 특징을 명시한 텍스트로 된 주석을 붙이고 이에 대해 키워드(keyword)를 검색하는 방법이다. 3차원 모델에 대해 자동적으로 주석을 붙이는 것은 거의 불가능하다. 인간에 의해 수동적으로 붙여진 주석이라도 이 방법은 모델의 기능에 관한 특징에 대해서 효과적일 수 있으나, 형태(shape)에 대한 특징에 대해서는 그렇지 못하다. 왜냐하면 3차원 모델의 형태에 대한 묘사는 주석을 붙이는 사람의 문화, 언어, 나이, 성, 교육정도와 같은 주관적 요소에 따라 각기 다르게 기술될 가능성이 높고 형태를 표현함에 있어서 적절한 표현을 찾는데 어려움이 있기 때문이다. 게다가 거대한 데이터베이스에 있는 3차원 모델에 대해서는 각각 수동적으로 주석을 붙인다는 것은 굉장히 어려운 일이다.

일반적으로 사람들은 형태를 통해 물체를 인식한다. 백문이 불여일견(百聞以 不如一見)이란 말이 있듯이 모델의 특징을 설명하는 주석보다 형태에 대한 객관적인 표현이 모델을 이해하는데 더 효과적이다. 결국 3차원 모델을 효과적으로 검색하기 위해 가장 좋은 방법은 형태 기반 검색이다. 이를 위해서는 3차원 모델의 형태 정보를 효과적으로 인덱싱(indexing)하는 알고리즘이 필요하다.

기존에 나와 있는 3차원 모델 표현 방법에는 기하학적인 표현 방법, 외관의 특징 표현 방법, 임의의 주석에 의한 표현 방법 등이 있다. 기하학적인 표현(Geometry Representation)에는 경계(Boundary), 복셀(Voxel)표현, CSG tree(Constructive Solid Geometric tree), point clouds, range image, 음함수(Implicit Functions)등이 있고, 외관 특징 표현 방법에는 색, 질감, BRDFs (Bidirectional Reflectance Distribution Functions) 등이 있다^[5]. 요즘 대부분의 3차원 모델은 VRML(Virtual Reality Modeling Language)으로 표현된다^[6]. 이러한 표현 방법들은 대개 3차원 객체의 모델링, 편집, 투시(Rendering) 등과 같은 특정 작업을 위해 만들어졌다.

따라서 3차원 모델의 형태를 비교하기 위해서는 다른 표현 방법에 의해 만들어진 모델에 대해 적절한 변환이 이루어진 다음에 비교가 가능하다. 이러한 비효율적인 방법 대신에 검색을 위한 형태 기반의 기술자를 따로 생성하여 이를 비교하는 것이 효과적이다.

본 논문에서는 웹상의 검색 엔진에서 이용 가능한 3차원 모델의 형태 기반 기술자를 추출하는 방법을 제안하고 있다. 기존에 나와 있는 형태 기반의 기술자 추출 방법에 대해 연구하고 성능이 뛰어나고 적합한 기술자인 구면조화함수(Spherical Harmonic Function)를 이용하는 방법을 선택한다. 기존의 구면조화 방법의 문제점을 연구하고 해결방안을 제시함으로써 새로운 기술자를 제안하고자 한다.

II. 본 론

1. 3차원 모델 검색

3차원 모델의 검색 시스템은 대개 오프라인(offline)과정과 온라인(online)과정으로 나눈다. 오프라인에는 3차원 모델을 수집하여 형태 기반 기술자를 생성하고 이를 3차원 모델 데이터베이스에 저장하는 과정을 진행한다. 온라인상에서는 입력받은 쿼리에 대해서 데이터베이스로부터 가장 유사한 형태를 지닌 3차원 모델을 검색하여 이에 대한 결과를 보여준다. 그림 1은 3차원 모델의 검색 과정을 보여주고 있다.

3차원 모델은 일반적으로 같은 형태를 지닌 모델이라도 위치와 크기에 의해 변형된 모델에 대해 다른 기술자를 생성할 수 있다. 이를 보완하기 위해서 기술자를 추출하기 이전에 정규화(Normalization) 과정^[3,6,17]을 거친다. 정규화 과정은 다른 크기를 가진 모델을 일정한 같은 크기의 모델로 바꾸고 이동(Translation)이나

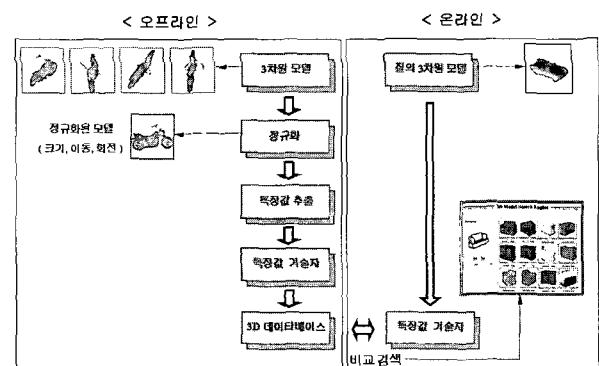


그림 1. 3차원 모델 검색
Fig. 1. 3D Model retrieval.

회전(Rotation)에 의해서 위치가 달라진 모델을 같은 방향으로 정렬 시킨다. 정규화를 위해 기준 좌표 프레임(Canonical Coordinate Frame)을 정해놓고 모델의 크기를 이 프레임의 크기에 맞추고 프레임의 중심에 모델의 무게 중심을 맞춘다. 이를 통해 크기나 이동에 의한 변형이 정규화 된다. 회전은 연속적인 PCA(Continuous Principal Component Analysis)를 통해 정렬^[15]한다. 이 방법이 기존 PCA 방법보다 모델의 외형에 있는 모든 부분을 고려하기 때문에 보다 정확한 정렬이 가능하다. 다음은 정규화 과정을 통해 정렬된 3차원 모델에 대해 특징값을 추출한다. 여기서 특징값의 기준은 형태이다. 추출된 특징값을 기술자로 기술하고 3차원 데이터베이스에 저장한다. 온라인에서 쿼리가 들어올 때 마찬가지로 정규화, 특징값 추출, 특징값 기술을 통해서 얻은 기술자를 3차원 데이터베이스의 기술자들과 비교하여 가장 유사한 3차원 모델을 검색한다.

2. 형태 기반 기술자의 요구 사항

기술자는 성능이 뛰어난 형태 기반 기술자가 되기 위해 몇 가지 요구사항^[3]을 갖추어야 한다. 수많은 3차원 모델의 기술자를 추출해서 데이터베이스에 저장하고 온라인상에서 쿼리에 대해 기술자를 추출하기 위해 기술자는 빠르게 계산되어야 한다. 또 많은 기술자들이 데이터베이스에 저장되고 쿼리에 대해 비교되기 때문에 기술자는 가능한 간결하고 조밀하게 모델 형태에 대한 정보를 포함하고 있어야 한다. 데이터베이스 내에 관리와 비교를 효율적으로 하기 위해서 기술자는 인덱싱(indexing)이 용이해야 한다. 실제로 모델은 크기나 위치에 따라 다른 형태를 가진 것처럼 보일 가능성이 있다. 형태 기반 기술자는 이러한 특징에 대하여 영향을 받지 않아야 한다. 따라서 스케일, 이동, 회전과 같은 유사한 변형에 대해 같은 기술자를 생성해야만 한다. 모델은 생성 과정 중에서 노이즈나 왜곡, 변형 등이 생길 가능성이 있다. 이러한 오류는 모델의 주요한 형태의 특징이라고 볼 수 없다. 그러므로 기술자는 이러한 특징에 대하여 강건하게 추출되어야 한다. 또 앞서 설명했듯이 모델은 여러 가지 표현 방법을 가지고 있기 때문에 어떠한 모델의 표현 방법이나, tessellation, genus에 대해서도 동일한 기술자를 생성할 수 있어야 한다. 마지막으로 형태에 대한 강한 식별 능력을 지녀야만 검색 능력이 향상될 수 있다.

지금까지 연구해온 형태 기반 기술자 중에서 이러한 특징을 모두 만족하는 기술자는 존재하지 않았다. 기술

자는 추출 방법과 적용 이론에 따라 몇 가지 요구 사항을 만족하거나 포기해야 하기 때문이다.

3. 제안하는 기술자

가. Spherical Extent 함수

Spherical Extent 함수(SEF)는 2001년에 Dejan V. Vranic과 Dejan Saupe가 제안한 방법^[16,17]으로 레이 캐스팅(Ray Casting)과 구면조화함수(Spherical Harmonic Function)를 이용한 방법이다. 스케일, 이동, 회전에 관해 정규화된 모델에 대해 모델의 무게 중심으로부터 일정한 각도의 범위로 방사되는 레이(ray)와 만나는 모델 표면의 최대 외곽 지점을 샘플링 한다.

이 방법은 구 S^2 상에 함수의 샘플들을 고려한다. 샘플링을 위해 정규화된 모델 I 에 대해 식 1을 정의한다.

$$\begin{aligned} r : S^2 &\rightarrow \mathbb{R} \\ \mathbf{u} &\mapsto \max \{r \geq 0 \mid r\mathbf{u} \in I \cup \{0\}\} \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $\{0\}$ 은 레이가 시작되는 원점이다. 식 1에서 함수 $r(\mathbf{u})$ 는 $\mathbf{u} \in S^2$ 에 의해 주어진 방향으로의 모델의 최대 확장 범위를 측정한다. 레이의 샘플링 방향 벡터 \mathbf{u} 는 식 2와 같이 결정한다. 이러한 샘플링은 다음의 조화함수 적용 과정을 용이하게 한다.

$$\begin{aligned} u_{ij} &= (\cos \varphi_i \cos 2\varphi_j, \cos \varphi_i \sin 2\varphi_j, \sin \varphi_i) \\ \varphi_k &= (2k+1-n)\pi/2n, \quad k = 0, 1, \dots, n-1 \\ i, j &= 0, 1, \dots, n-1 \end{aligned} \quad (2)$$

식 2에서 n 은 샘플링의 개수이다. 그림 2에서는 모델에 대한 레이 캐스팅을 보여주고 있다.

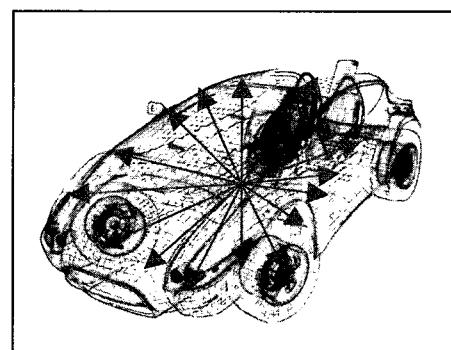


그림 2. 레이 캐스팅
Fig. 2. Ray Casting.

	$m = -3$	$m = -2$	$m = -1$	$m = 0$	$m = 1$	$m = 2$	$m = 3$
$l = 0$				0.37			
$l = 1$			0.020	0.052	0.020		
$l = 2$		0.068	0.012	0.012	0.012	0.068	
$l = 3$	0.005	0.002	0.003	0.002	0.003	0.002	0.005

그림 3. SEF의 구면 조화 계수

Fig. 3. Spherical harmonic coefficients using SEF.

식 1에서 샘플링된 데이터에 대해 식 3의 구면조화함수를 적용하여 그 계수(Coefficient)의 절대값($|\hat{r}(l, m)|$)을 기술자로 이용한다.

$$r = \sum_{l \geq 0} \sum_{|m| \leq l} \hat{r}(l, m) Y_l^m \quad (3)$$

식 3에서 r 은 샘플링 된 데이터이고, $\hat{r}(l, m)$ 은 구면조화함수 계수이며, Y_l^m 은 구면조화 (Spherical Harmonic)이다. 계수는 식 3의 역변환 과정을 통해 얻어진다. 함수 적용 결과로 생성 된 계수는 그림 3과 같다.

주파수 l 이 증가될 때마다 그에 상응하는 m 의 개수도 증가한다. 그러나 표 3.1에서 보듯이 음수의 m 요소는 양수의 m 요소와 같은 값을 가진다. 따라서 값이 겹쳐지기 때문에 양수의 m 요소($0 \leq m \leq l$) 계수만 기술자로 이용한다. 주파수 개수가 l_{\max} 만큼 추출된다면 총 $(l_{\max} + 1)l_{\max}/2$ 차원의 기술자를 얻게 된다.

나. Radialized Spherical Extent 함수

Radialized Spherical Extent 함수(REF)는 Spherical Extent 함수의 문제점을 보완하는 방법으로 같은 저자가 2003년에 제안한 방법^[15]이다. 기존의 Spherical Extent 함수는 레이와 만나는 모델 표면의 최대 외곽부분을 샘플링을 하기 때문에 그림 4에서 보듯이 사람의 허리 부분에 대한 형태 정보를 기술자에 포함 시킬 수 없었다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 제안한 방법은 레이와 만나는 모델의 모든 표면에 대해 샘플링 하는 것이다. 이를 위해서 모델의 무게 중심과 같은 중심을 갖는 반지름이 다른 동심구들을 모델에 삽입했다. 각각의 동심구 표면에 가장 가까이 레이와 만나는 모델의 표면을 샘플링 한다. 각각의 동심구에 관해 샘플링 된 데이터에 구면조화함수를 적용하여 계수를 추출한다. 따라서 삽입된 동심구의 개수만큼 기술자의 차원이 증가한다. REF 기술자의 차원은 $R_{\max}(l_{\max} + 1)l_{\max}/2$ 가

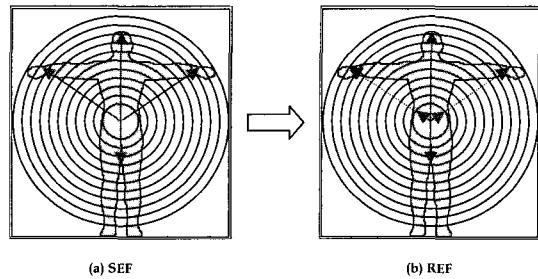


그림 4. SEF와 REF의 레이 캐스팅

Fig. 4. Ray casting in SEF and REF.

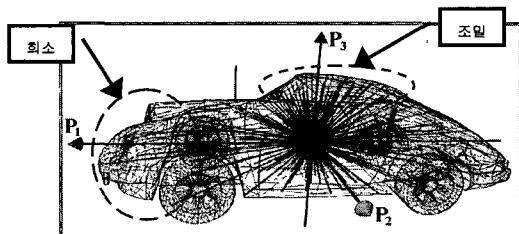


그림 5. REF 샘플링의 문제점

Fig. 5. The sampling problem of REF.

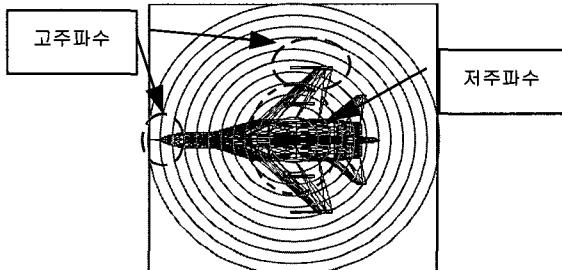


그림 6. 모델의 주파수 성분의 특징

Fig. 6. The frequency components of model.

된다. R_{\max} 는 삽입된 동심구의 최대 개수가 된다.

반면, Radialized Spherical Extent 함수 방법은 몇 가지 문제점을 가지고 있다. 첫 번째 문제점은 샘플링의 불균형을 들 수 있다. 그림 5에서 보듯이 외부로 나가는 동심구일수록 내부의 동심구와 비교하여 샘플링의 밀도가 희소해진다. 바깥쪽의 형태가 내부의 형태에 비해 모델 전체의 외형에 더 큰 영향을 미치기 때문에 이런 문제점은 형태 정보를 손실 시킬 가능성을 높게 만든다.

두 번째 문제점은 구면조화함수 계수(Coefficient) 추출 개수이다. 기존의 방법은 각각의 동심구에 대해 같은 개수의 주파수 성분을 추출 한다. 그러나 그림 6에서 보듯이 내부의 구들은 외부의 구에 비교하여 기하학적 특성상 저주파수 성분을 더 많이 가질 가능성이 높다. 따라서 기술자는 내부의 구에 대해 불필요한 고주파수 성분을 가지고 있을 가능성이 높다. 이는 기술자

가 좀 더 조밀하고 간결해질 수 있는 가능성을 배제하는 것이다.

다. REF의 문제점의 해결 방안

첫 번째 문제점의 해결 방안은 외부의 형태 정보를 잃지 않기 위해 바깥쪽으로 나가는 구일수록 샘플링의 개수를 증가시키는 방법이다. 삽입된 구의 반지름이 증가할수록 일정하게 샘플이 개수를 증가시켜 손실될 가능성이 높은 외부의 형태 정보를 기술자에 포함시킨다. 그림 6에서 보듯이 기존의 방법으로 샘플링 되었을 경우 인공위성의 날개에 대한 형태 정보가 손실될 가능성이 높다. 그러나 제안한 방법으로 샘플링 될 경우 날개의 형태 정보가 거의 손실되지 않는다. 샘플링의 개수는 2의 지수승으로 증가시킨다. 이는 구면조화함수 계수의 빠른 추출과 샘플링 범위를 일정하게 유지하기 위해서다. 그리고 계산상의 특성상 샘플링 개수는 최대 32 ($n \leq 32$)로 한다. 이 방법을 수정된 레이 캐스팅 샘플링 (MRCS: Modified Ray Casting Sampling)라고 한다.

두 번째 문제점의 해결 방안은 내부의 구일수록 추출 주파수 개수를 줄이는 방법이다. 구면조화함수의 주파수는 수식의 특성상 최대 $16(l_{\max} \leq 16)$ 까지 가능하다. 따라서 최대 추출 주파수 개수를 16개로 하고 내부의 구일수록 주파수 추출 개수를 줄인다. 이 방법은 기술자 식별 성능에 영향을 미치지 않고 기술자를 좀 더 조밀하고 간결하게 만들 수 있다. 이 방법을 수정된 구면조화계수(MSHC: Modified Spherical Harmonic Coefficient)라고 한다.

최종적으로 이 두 가지 방법을 결합(MRSC: MRCS & MSHC)하여 기술자에 3차원 모델의 형태 정보를 증가시켜 식별 능력을 높이고 추출 주파수 개수를 줄임으로써 기술자의 차수를 줄여 간결하고 조밀한 기술자를 생성할 수 있다.

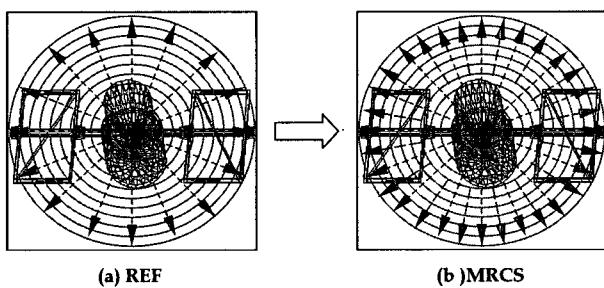


그림 7. 인공위성 모델에서의 REF와 MRCS의 샘플링
Fig. 7. REF and MRCS sampling on satellite model.

III. 실험

1. 실험 데이터

실험 데이터는 프린스턴 대학에서 제공하는 형태 벤치마크(Shape Benchmark) 데이터베이스^[1]를 이용한다. 그림 8에서는 데이터베이스 내의 모델들의 예를 보여주고 있다. 프린스턴 형태 벤치마크 데이터베이스의 모델들은 웹으로부터 수집된 3차원 다각형 모델(polygonal model)로서 메쉬(mesh) 구조로 이루어져 있다. 각각의 3차원 모델에 대해 모델의 기하학적 구조 정보를 가진 오브젝트 파일 포맷(Object File Format), 모델에 대한 정보(모델의 출처 URL, 무게 중심, PCA 축 등등)를 담고 있는 ASCII 텍스트 파일, 모델의 JPEG 이미지 등으로 구성되어 있다. 첫 번째 버전의 벤치마크 데이터베이스는 총 1814개의 모델을 가지고 있다. 프린스턴 형태 벤치마크는 다른 3차원 모델의 데이터베이스와 다르게 다양한 종류와 풍부한 모델을 제공하며 공개적으로 이용 가능하다. 또한 벤치마크 데이터베이스는 모델의 기능과 형태에 따라 수동적으로 분류된다.

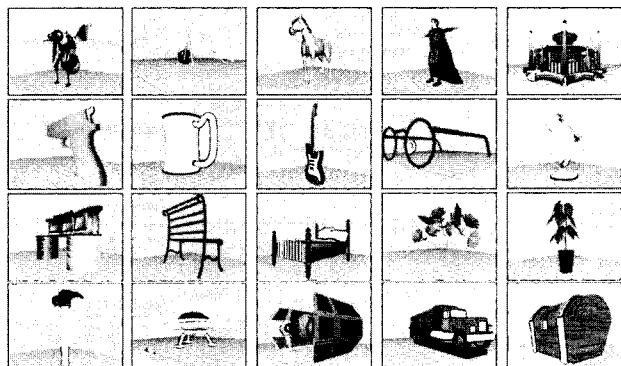


그림 8. 프린스턴 형태 벤치마크 3차원 모델
Fig. 8. 3D Models in the Princeton Shape Benchmark DB.

2. 성능 평가

41개의 클래스로 분류되는 총 446개의 3차원 모델에 대해 Spherical Extent 함수(SEF), Radialized Spherical Extent 함수(REF), 수정된 레이 캐스팅 샘플링(MRCS), 수정된 구면조화계수 (MSHC), 결합한 방법(MRSC)에 대한 유사도 검색 및 성능에 관해 실험한다.

가. 순위 실험

각각의 데이터 클래스에 대한 순위를 실험한다. 같은 쿼리에 대하여 SEF, REF, MRCS, MSHC, MRSC에 대

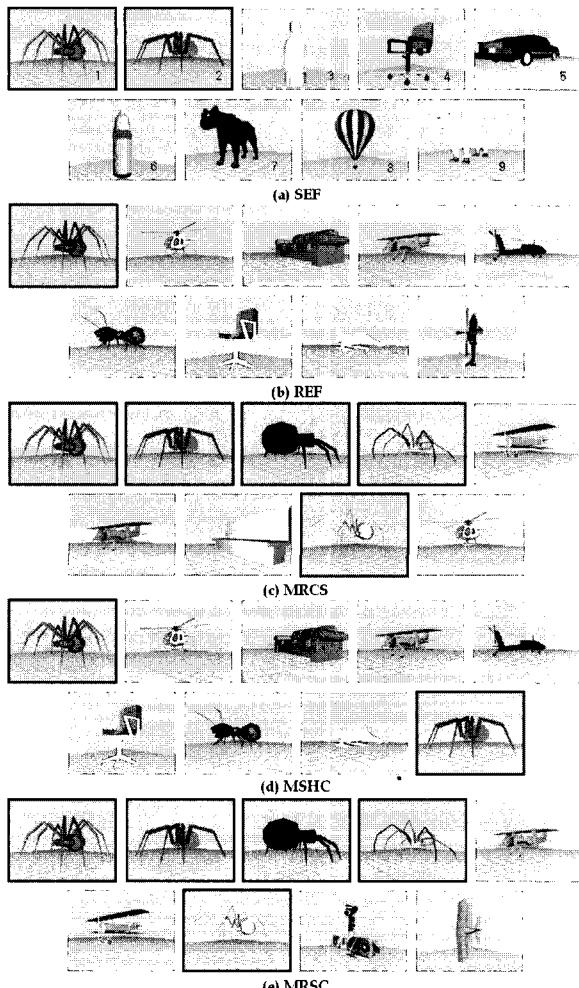


그림 9. 거미 모델에 대한 순위 실험
Fig. 9. Experimental result on spider models.

한 순위 결과를 보여줌으로서 향상된 결과를 한 눈에 알 수 있다. 순위는 왼쪽에서 오른쪽, 위에서 아래로 갈 수록 유사도가 떨어진다. 검은 선으로 둘러싸여 있는 이미지는 같은 클래스에 속하는 모델이다. 따라서 검은 선으로 둘러싸여 있는 모델들이 많을수록, 순위가 높을 수록 성능이 향상된 것을 의미한다. 제일 앞의 모델이 쿠리 모델이다. 그림 9의 거미 순위 실험을 통해 MRCS와 MRSC 방법이 기존 SEF와 REF 방법에서 검색하지 못한 같은 클래스의 거미들을 상위순위에 검색하는 것을 알 수 있다.

그림 10에서는 말 모델에 대한 순위 실험을 통해 역시 기존 SEF와 REF가 검색하지 못하거나, 낮은 순위의 검색율을 보이는 모델들에 대해 MRCS와 MRSC은 성능이 향상된 것을 볼 수 있다. 이외의 다양한 모델에 대한 순위 실험을 통해 전체적으로 다양한 클래스의 모델에 대해 기존의 방법인 SEF, REF와 비교하여 제안한

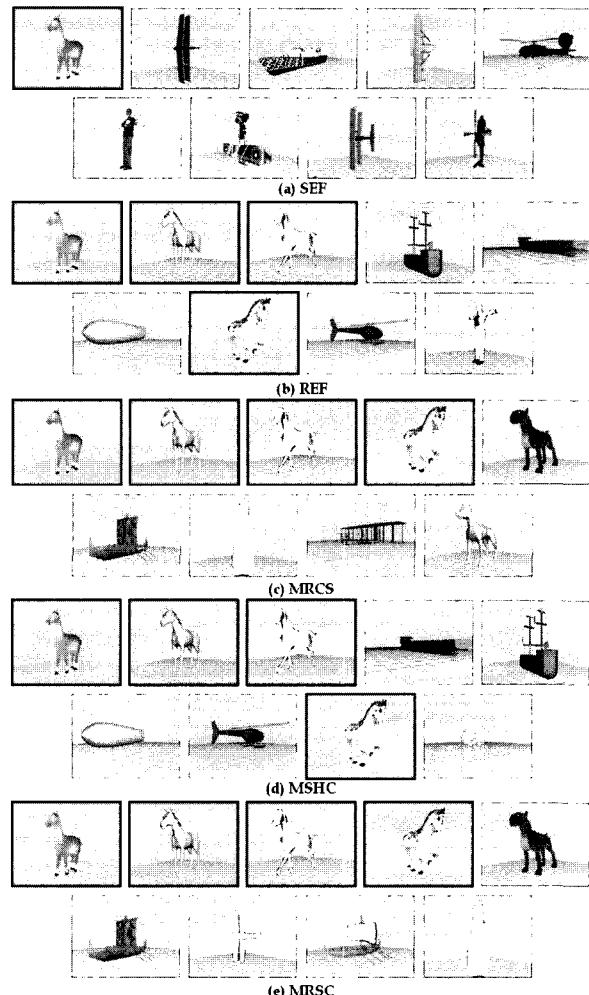


그림 10. 말 모델에 대한 순위 실험
Fig. 10. Experimental result on horse models.

방법에 대한 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있었다.

나. 유사도 검색

실험 데이터 각각의 클래스에 대해 Nearest Neighbor 검색과 First Tier 검색을 실행한다. Nearest Neighbor 검색은 쿠리와 같은 클래스에 속하는 모델들의 최적 순위 비율로서 높은 값일수록 좋은 결과를 의미한다. First Tier 검색은 K 개의 순위 범위 내에 쿠리 클래스 내의 모델의 개수의 비율을 말한다. 여기서 K는 쿠리 클래스의 모델 개수이다. Nearest Neighbor 검색과 마찬가지로 값이 클수록 좋은 성능을 의미한다.

그림 11에서 그림 16까지는 동물, 가구, 교통수단 클래스에 대한 Nearest Neighbor 검색과 First Tier 검색 결과를 보여주고 있다. 실험 결과를 통해 기존 REF와 비교하여 MSHC는 성능 변화가 거의 없는 것을 확인할 수 있고, MRCS과 MRSC는 대체적으로 성능이 향상되

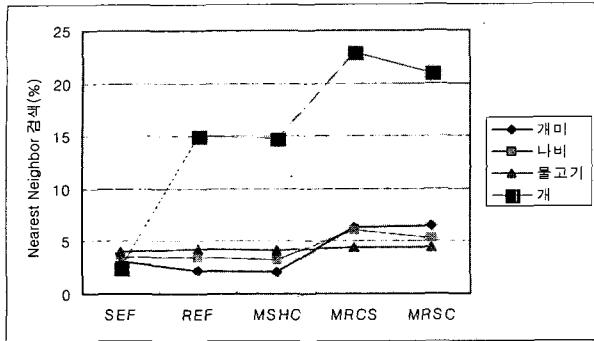


그림 11. 동물 클래스에 대한 Nearest Neighbor 검색
Fig. 11. The retrieval result on animal class using Nearest Neighbor.

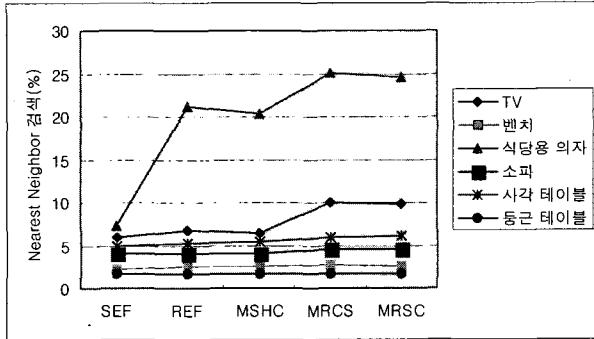


그림 12. 가구 클래스에 대한 Nearest Neighbor 검색
Fig. 12. The retrieval result on furniture class using Nearest Neighbor.

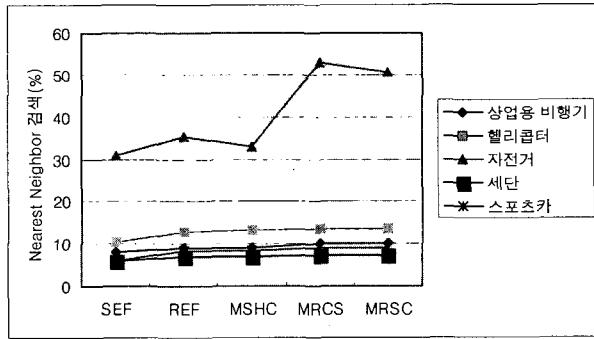


그림 13. 교통수단 클래스에 대한 Nearest Neighbor 검색
Fig. 13. The retrieval result on traffic machine class using Nearest Neighbor.

는 것을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 연구에서는 기존의 구면조화 방법에서 몇 가지 문제점을 지적하고 해결 방안을 내세워 성능이 향상된 기술자를 생성한다. 레이 캐스팅의 기하학적인 샘플링 문

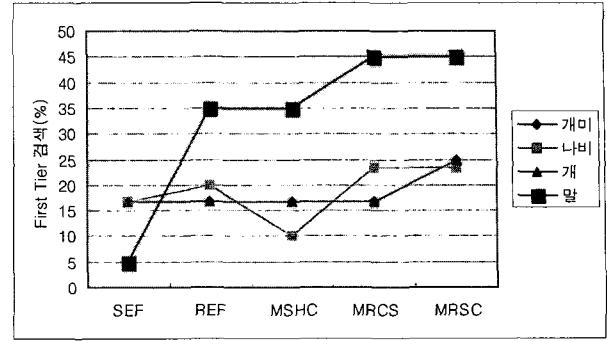


그림 14. 동물 클래스에 대한 First Tier 검색
Fig. 14. The retrieval result on animal class using First Tier.

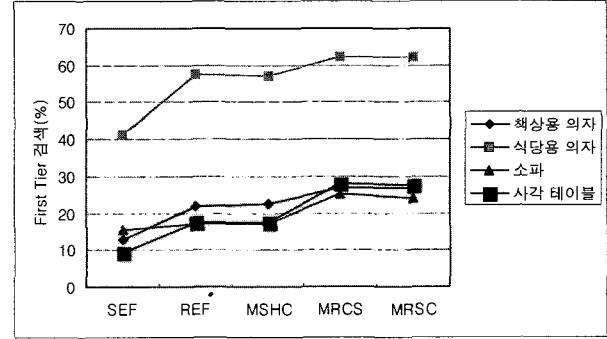


그림 15. 가구 클래스에 대한 First Tier 검색
Fig. 15. The retrieval result on furniture class using First Tier.

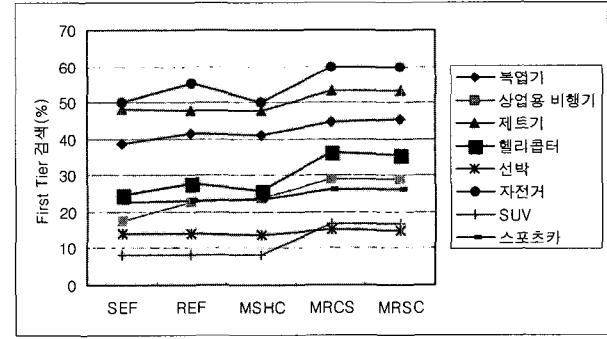


그림 16. 교통수단 클래스에 대한 First Tier 검색
Fig. 16. The retrieval result on traffic machine class using First Tier.

제에서 모델의 형태 정보를 더 포함시켜 기술자의 식별성을 높리고 불필요한 주파수 개수를 줄여 좀 더 간결하고 조밀한 기술자를 생성한다. 이는 웹상의 검색엔진에서 충분히 이용 가능하며 기존 기술자와 비교하여 성능이 향상된 기술자이다. 그러나 실험 결과, 제안된 기술자는 몇 가지 보완해야 할 문제점을 가지고 있다. 모델의 정규화 과정에서 발생하는 PCA 오류에 의해 성능 향상에 한계가 있다. PCA에 의해 다른 모델들과 다르

게 정렬된 모델은 결국 잘못된 유사도 검색 결과를 생성한다. 따라서 이를 고려한 기술자를 연구해야 한다. 또 이 알고리즘은 레이 캐스팅 과정에서 발생한 오류에 의해 형태 정보를 추출하는데 제한이 있다. 이 방법은 레이 캐스팅 오류를 수정한다면 더욱 향상된 성능을 기대할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Philip Shilane, Michael Kazhdan, Patrick Min and Thomas Funkhouser, "The Princeton Shape Benchmark." Proceedings of the Shape Modeling International, pp.388-399, 2004.
- [2] Paul J. Besl and Ramesh C. Jain, "Three-dimensional object recognition", ACM Computing Surveys, vol.17, no.1, pp.75-145, 1985.
- [3] Thomas Funkhouser, Patrick Min, Michael Kazhdan, Joyce Chen, Alex Halderman, David Dobkin and David Jacobs. "A search engine for 3D models." Transactions on Graphics, vol. 22, no. 1, pp.83-105, 2003.
- [4] Patrick Min, John A. Halderman, Michael Kazhdan and Thomas A. Funkhouser, "Early experience with a 3D model search engine." Proceeding of International Conference on 3D Web technology, pp. 7-18, March 2003.
- [5] Xinguo Liu, Robin Sun, SingBing Kang Heung-Yenung Shum, "Directional Histogram Model for Three-Dimensional Shape Similarity", Proceedings of IEEE CVPR'03, 2003
- [6] Cha Zhang and Tsuhan Chen, "Efficient feature extraction for 2D/3D objects in mesh representation", Proceedings of International Conference on Image Processing, vol.3 pp.935-938, 2001
- [7] 3D model search engine,
<http://shape.cs.princeton.edu>.
- [8] 3D model retrieval system,
<http://3d.csie.ntu.edu.tw/~dynamic>
- [9] Ogden IV system,
<http://www.nime.ac.jp/~motofumi/Ogden>.
- [10] 3D model similarity search engine,
<http://merkur01.inf.uni-konstanz.de/CCCC/>.
- [11] Robert Osada, Thomas Funkhouser, Bernard Chazelle and David Dobkin. "Shape Distributions." Transactions on ACM Graphics, vol. 21, no. 4, pp. 807-832, 2002.
- [12] Michael Kazhdan, Bernard Chazelle, David Dobkin, Thomas Funkhouser and Szymon Rusinkiewicz, "A Reflective Symmetry Descriptor for 3D Models." Algorithmica, vol. 38, no. 2, pp 201-225, 2003
- [13] Michael Kazhdan, Thomas Funkhouser and Szymon Rusinkiewicz, "Rotation invariant spherical harmonic representation of 3D shape descriptors." Proceedings of the Eurographics /ACM SIGGRAPH symposium on Geometry processing, pp.156-164, June 2003.
- [14] Ding - Yun Chen, Xiao-Pei Tian, Yu-Te Shen and Ming Ouhyoung, "On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval." Computer Graphics Forum (EUROGRAPHICS'03), vol. 22, no. 3, pp. 223-232, Sept. 2003.
- [15] Dejan V. Vranic. "An improvement of rotation invariant 3D shape descriptor based on functions on concentric spheres." Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing, vol. 3, pp. 757-760, Sept. 2003.
- [16] Dejan. V. Vranic, Dietmar Saupe and J. Richter, "Tools for 3D-object retrieval: Karhunen-Loeve-transform and spherical harmonics," Proceeding of IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing, pp. 293-298, 2001.
- [17] Dietmar Saupe and Dejan V. Vranic. "3D model retrieval with spherical harmonics and moments." Proceeding of 23rd DAGM Syposium on the pattern recognition, pp. 392-397, Sept. 2001.
- [18] Motofumi T, Suzuki, "A Web-based Retrieval System for 3D Polygonal Models", Conference of NAFIPS International, pp. 2271-2276, 2001.

저자소개



이 선 임(학생회원)
 2003년 한양 대학교 전자컴퓨터
 공학부 학사 졸업.
 2005년 한양대학교 컴퓨터공학과
 석사 졸업.
 2006년 현재 LG전자 연구원.
 <주관심분야 : 영상 검색, 모바일
 솔루션 등>



김 재 혁(학생회원)
 2001년 한양대학교 전자계산학과
 학사 졸업.
 2003년 한양대학교 컴퓨터공학과
 석사 졸업.
 2006년 현재 한양대학교 컴퓨터
 공학과 박사과정.
 <주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식
 등>



문 영 식(정회원)
 1980년 서울대학교 공과대학
 전자공학과 학사 졸업.
 1982년 한국과학기술원 전기전자
 공학과 석사 졸업.
 1990년 Ph.D. in Department of
 Electrical and Computer
 Engr. University of
 California at Irvine.

1982년 ~ 1985년 한국전자통신연구소 연구원.
 1989년 ~ 1990년 InnoVisionMedical 선임연구원.
 1990년 ~ 1992년 생산기술연구소 선임연구원.
 1992년 ~ 현재 한양대학교 전자계산학과 정교수.
 <주관심 분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식
 등>