

논문 2009-46IE-1-6

구면좌표계 기반에서 3차원 모델 검색

(3D Model Retrieval based on Spherical Coordinate System)

송 주 환*, 최 성 희**

(Ju-Whan Song and Seong-Hee Choi)

요 약

본 논문에서는 구면 좌표계 기반에서 3차원 모델을 검색하는 새로운 알고리즘을 제안한다. 3차원 모델 위의 임의의 점들의 좌표(x, y, z)를 구하고, 이 좌표들을 구면좌표계의 좌표로 변환한다. 이 샘플들의 위도(zenith)의 분포를 3차원 모델의 특징으로 정의한다. 임의의 샘플 좌표를 구하기 위해 우리는 Osada가 제안한 방법을 사용하였고, 좌표축을 정규화하기 위하여 PCA 알고리즘을 사용하였다. 데이터는 프린스턴 대학의 벤치마크 데이터를 사용하였으며 Vranic이 제안한 depth buffer-based feature vector 알고리즘과 비교하였고, 본 논문에서 제안한 방법이 정확도에서 12.6% 더 정확하게 모델을 검색하였다.

Abstract

In this paper, we propose a new algorithm for 3D model retrieval based on spherical coordinate system. We obtain sample points in a polygon on 3D model. We convert a point in cartesian coordinates(x, y, z) to it in spherical coordinate. 3D shape features are achieved by adopting distribution of zenith of sample point in spherical coordinate. We used Osada's method for obtaining sample points on 3D model and the PCA method for the pose standardization 3D model. Princeton university's benchmark data was used for this research. Experimental results numerically show the precision improvement of proposed algorithm 12.6% in comparison with Vranic's depth buffer-based feature vector algorithm.

Keywords : 3차원 모델 검색, 구면좌표계, 특징 벡터

I. 서 론

3차원 영상이 여러 분야에서 활용됨에 따라 다양한 방법으로 3차원 모델 검색 기법이 연구되고 있다. 대칭축을 활용한 검색, 내용기반 검색 등 검색 시간의 단축과 정확한 모델 검색을 위한 효율적인 검색에 대한 연구가 지속적으로 진행되고 있다^[1]. 대칭축에 의한 방법으로 Wolte^[2]가 제안한 포인트, 다각형, 다면체로 이루어진 물체에 대한 회전대칭을 구하는 알고리즘을, Jiang^[3]이 제안한 다면체를 그래프로 변환하여 그래프 아이소모피즘을 이용한 회전 대칭을 구하는 알고리즘

을, Sun^[4]가 제안한 완전한 대칭성을 갖는 인위적인 와이어 프레임 모델에 의한 알고리즘 등이 있다. 또한 내용기반 검색 방법으로 그래프 기반 검색^[5], 시점 기반 검색^[6], 특징 기반 검색^[7] 등이 있다. 특히 특징 기반 검색으로는 Osada의 형태분포 검색^[8], 반사대칭 특징을 이용한 검색^[9], 정규곡률을 이용한 검색^[10], 레이캐스팅을 이용한 검색^[11], 판별분석을 이용한 검색 기법^[12] 등이 있다. 기법에 따라 검색 시간 단축과 정확도에 대한 효율적인 방향으로 연구가 진행되고 있음을 알 수 있다.

본 논문은 3차원 검색에 대한 정확도에 초점을 맞추어 알고리즘을 구현하였다. 즉, 정확한 샘플추출을 위하여 폴리곤의 넓이에 비례하여 난수를 발생하여 샘플을 추출하였다. 추출된 샘플을 구면 좌표계로 변환·특징벡터를 추출하여 데이터베이스에 저장한 후 3차원 모델을 검색하여 보다 정확한 모델을 검색하게 되었다. 논문의

* 정희원, 전주대학교 교양학부
(School of Liberal Arts, Jeonju University)

** 정희원, 전주비전대학 유아교육과
(Department of Early Childhood Education, Vision College of Jeonju)

접수일자: 2008년12월1일, 수정완료일: 2009년3월12일

구성으로는 II. 3차원 모델 검색, III. 구현 및 평가, IV. 결론으로 기술하였다.

II. 3차원 모델 검색

<그림 1>은 3차원 검색 모델 흐름도로 두 부분으로 구성하였다. 첫째는 전처리과정으로 샘플 데이터를 추출하여 구면좌표계로 변환으로 특징벡터를 추출하여 데이터베이스에 저장하는 과정이다. 둘째는 검색하고자 하는 쿼리 모델이 들어오면 첫 번째 과정과 동일한 방법으로 특징 벡터를 추출하여 데이터베이스에 저장된 데이터와 비교하여 유사한 모델을 검색하는 과정을 도식화 하였다.

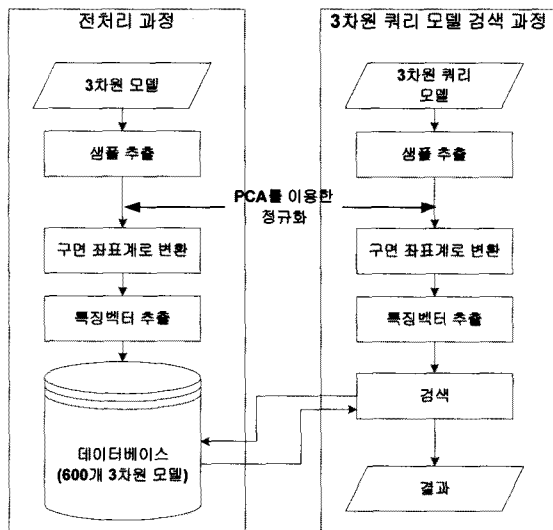


그림 1. 3차원 모델 검색 흐름도
Fig. 1. Pipeline of 3D model retrieval.

1. 전 처리 과정

쿼리 모델 검색은 데이터베이스에 저장되어 있는 샘플 데이터인 3차원 모델과 비교하여 가장 유사한 모델을 검색하기 위한 과정으로, 쿼리 검색 전에 샘플 데이터의 특징벡터를 데이터베이스에 저장하는 과정으로 샘플 추출 및 정규화, 구면좌표계로의 변환, 특징벡터의 추출 과정으로 구성되어 있다.

(1) 샘플 추출 및 정규화

본 논문은 모든 3차원 모델이 폴리곤으로 구성되었음을 가정으로 시작하였다. 3차원 모델에 대한 데이터는 프린스턴 대학(Princeton University)의 벤치마크 모델^[13]에서 43그룹의 600개의 모델을 활용하였다.

각 모델은 표준화된 공간에 표현하기 위하여 (-1, -1, -1)에서 (1, 1, 1) 사이의 공간으로 확대/축소, 이동시켜 정규화 한다.

또한 3차원 모델은 각각을 구성하는 폴리곤의 수와 정점의 수가 다르다. 이렇게 다른 3차원 모델에 대해 동일한 규칙으로 검색하기 위하여 우리는 3차원 모델의 각 폴리곤 위의 임의의 좌표를 추출하여 사용한다. 폴리곤 위의 임의의 점들을 샘플로 추출하는 방법으로 Osada^[8]가 제안한 방법을 사용하였다.

우리는 모델을 구성하는 폴리곤은 삼각형으로만 구성되어 있다고 가정한다. 만약 사각형이나 오각형의 폴리곤이 존재하면 각각을 2개, 3개로 분할하여 삼각형으로 만든 후에 사용한다.

모델위의 임의의 샘플을 추출하기 위하여 우리는 3번의 난수를 사용한다. 첫 번째 난수는 폴리곤을 선택하는데 사용하고, 두 번째와 세 번째 난수는 폴리곤 위의 한 점을 선택하기 위해 사용한다.

첫 번째 난수를 사용하여 폴리곤을 선택하는 과정에서 서로 다른 면적을 가진 폴리곤이 선택될 확률이 그 면적에 비례하도록 하기 위하여 전체 폴리곤의 면적을 구하고, 그 면적이 최대가 될 수 있는 난수를 발생하고, 그 난수가 포함되는 폴리곤을 선택한다. 나머지 2개의 난수는 삼각형 위의 임의의 점을 균등한 확률로 선택되도록 하기 위해서 식 (1)에 대입하여 임의의 샘플 좌표를 구한다.

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

<그림 2>는 Osada의 이론을 이용한 것으로 선택된 폴리곤에서 임의의 점을 추출하는 과정을 나타낸 것이다.

3차원 모델들이 임의의 방향을 향해 구성되어있어, 이것들을 모두 같은 방향으로 정규화하기 위하여 우리는 PCA(principal component analysis)를 사용하였다. 추출한 샘플 데이터를 PCA 알고리즘을 적용하여 3개의 주축이 만들어지고, 그 축을 좌표축으로 하는 공간에 각 샘플들이 위치하게 된다.

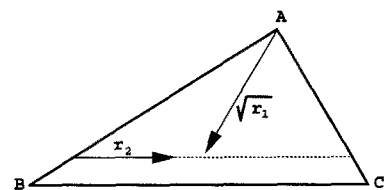


그림 2. 폴리곤 위의 임의의 점 추출
Fig. 2. Sampling a random point in a polygon.

(2) 구면 좌표계 변환

각 모델에 대한 샘플 데이터를 구한 후 특징벡터를 추출하기 위해 3차원의 좌표계를 구면 좌표계로 변환하였다. 구면좌표계(spherical coordinate system)는 3차원 공간상의 점들을 구 형태로 나타내는 좌표계로, 일반적으로 (r, θ, ϕ) 로 나타내며, $r = 1$ 의 단위원을 표현하기 때문에 구면좌표계라고 하였다.

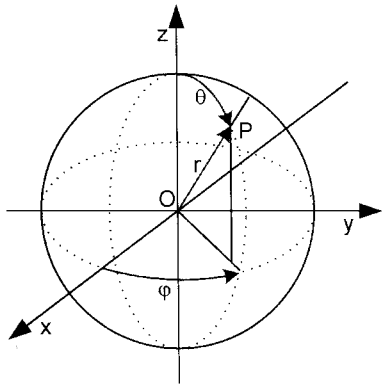


그림 3. 구면좌표계
Fig. 3. Spherical coordinate system.

<그림 3>은 구면좌표계를 나타내는 것으로 점 P와 (r, θ, ϕ) 좌표를 다음과 같이 정의하였다.

- 1) r : 원점으로 부터 P까지의 거리
- 2) θ : z축의 양의 방향으로부터 원점과 P가 이루는 직선까지의 각
- 3) ϕ : x축의 양의 방향으로부터 원점과 P가 이루는 직선을 xy평면에 투영시킨 직선까지의 각

샘플 데이터를 구면좌표계로 변환하면 3개의 좌표값 (r, θ, ϕ) 이 생성된다. 이 좌표값 (r, θ, ϕ) 에서 $r=1$ 인 단위벡터로 처리하였으므로 r 은 무시하고, θ 와 ϕ 만을 이용하였으며, 구면좌표계로 변환하는 식은 다음과 같다.

$$r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$$

$$\theta = \arccos(z/r)$$

$$\phi = \arctan(y/x)$$

r 은 원점에서의 거리로 0부터 무한대까지, θ 는 위도를 의미하며 z축에서의 각도로 0 부터 π 까지, ϕ 는 경도를 의미하며 z축을 축으로 x축에서부터 돌아간 각도로 0 부터 2π 의 값으로 제한하여 사용하였다. 이 세 수

치를 활용하여 다음과 같은 방법으로 공간의 점을 찾는다.

- 1) 원점 (0, 0, 0)에서 r만큼 z축을 따라 간다.
- 2) 그 지점에서 xz 평면 안에 있으면서 z축에서부터 θ 만큼 회전한다.
- 3) 이 xz 평면 전체를 z축을 축으로 ϕ 만큼 반 시계 방향(+x축에서 +y축 방향으로)으로 돌린다.

(3) 특징 벡터 추출 및 저장

특징 벡터는 각 모델을 대표할 수 있는 값이어야 한다. 이 특징 벡터를 추출된 샘플데이터를 그대로 사용한다고 하면 3차원 좌표(x, y, z) 형태 또는 구면좌표계 (r, θ, ϕ) 형태를 가지게 된다. 이러한 특징 벡터는 모델을 가장 잘 표현할 수는 있지만, 다른 모델과 비교하기가 매우 어렵다. 하나의 모델과 비교하기 위한 다른 모델이 크기(scaling)가 다르거나, 무게 중심의 위치(translation)가 다르거나, 또는 회전(rotation)이 되어 있는 경우에는 더욱 검색확률이 낮아지게 된다. 이 문제를 극복하기 위해서 우리는 무게중심을 원점으로 이동하고, 모델을 (-1, -1, -1)에서 (1, 1, 1)사이에 옮기고, PCA 알고리즘을 적용하여 모델의 회전 문제를 해결하였지만 비교하기에는 어렵다. 이를 극복하기 위해서 우리는 모델을 1차원 형태로 표현하는 방법을 연구하였다.

각 모델에서 추출된 샘플데이터를 구면좌표계 변환하여 얻은 값에서 특징 벡터를 찾는다. 구면좌표계의 좌표는 (r, θ, ϕ) 로 표시되고, θ 는 위도를 의미하고 0에서 π 사이의 값을 가진다. 우리는 이 θ 가 같은 샘플들의 개수의 분포를 이 모델에 대한 특징벡터로 사용한다. 그러나 θ 는 0에서 π 사이의 무수히 많은 값들이 나올 수 있다. 이를 해결하기 위하여 0에서 π 사이를 동일한 크기의 여러 개의 범위(버킷이라 명명)로 나누어 각 버킷에 해당하는 샘플의 개수의 분포를 특징벡터로 결정한다. 버킷의 개수를 180개(1° 간격), 90개(2° 간격), 60개(3° 간격), 36개(5° 간격), 18개(10° 간격)로 분할하여 테스트하였더니 60개가 가장 검색률이 좋아 본 논문에서는 60개를 사용하였다.

보통은 PCA를 통해 정규화 된 모델의 y축을 구면좌표계의 극으로 사용한다. 그러나 몇몇은 PCA를 통해 정규화를 시키면 모델의 3개의 주축이 다르게 나오는 경우가 있다. 이러한 경우에는 같은 모델이라도 특징 벡터의 값이 많이 다르게 된다<그림 4>.

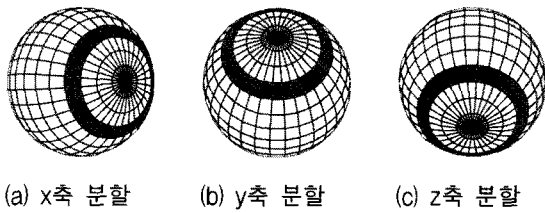


그림 4. 버킷 형태
Fig. 4. Bucket style.

이를 해결하기 위하여 x, z축에 대해서도 각 축을 구면좌표계의 극으로 지정하여 샘플의 개수 분포를 구해 총 180(60 * 3)개의 값을 특징벡터로 사용한다. <그림 5>는 임의의 한 모델을 3개의 축에 대해서 각각 특징벡터를 구한 결과를 나타낸 것이다.

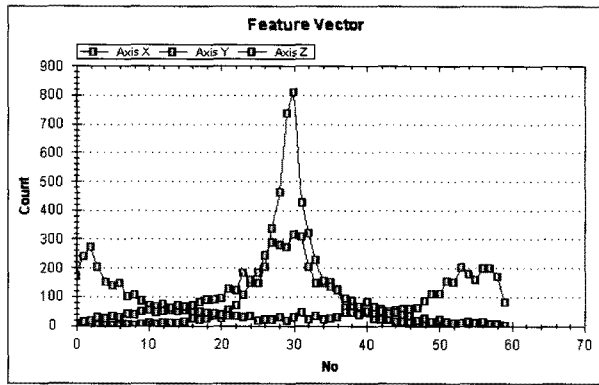


그림 5. 특징벡터의 분포
Fig. 5. Distribution of feature vectors.

이 샘플 개수 분포가 특징벡터로 1차원의 값으로 저장되며, 검색에 사용되는 키가 된다.

2. 3차원 쿼리 모델 검색

각 모델에 대한 특징벡터는 3개의 그룹에 각각 60개의 값들로 표현된다. 쿼리 모델의 특징벡터와 데이터베이스에 저장된 모델의 특징 벡터를 비교하기 위하여 우리는 각 그룹단위로 3회씩 총 9회의 값의 차이를 비교를 하게 되고, 그 값이 가장 작은 값을 가지는 순서로 검색하게 된다.

$$M = \min_{i,j} \sum_{n=0}^{N-1} (FV_{ijn} - fv_{ijn})^2 \quad i, j = (0, 1, 2) \quad (3)$$

식 (3)은 쿼리 모델과 데이터베이스에 저장된 모델 사이의 특징벡터 차이를 구하는 식으로 i는 쿼리 모델의 특징벡터 그룹 번호를, j는 데이터베이스의 각 모델의 특징벡터 그룹 번호를 의미하고, n은 각 그룹에 포

함된 특징벡터의 개수를 의미한다. FV는 쿼리 모델의 특징벡터, fv는 데이터베이스에 저장된 임의의 모델의 특징벡터를 의미한다.

III. 구현 및 평가

본 논문은 1GB의 메모리와 3.2GHz의 Pentium 4 CPU를 가진 개인용 컴퓨터에서 Microsoft사의 Visual C#.Net 2005로 알고리즘을 구현하였다. 검색을 위한 특징벡터는 데이터베이스 Microsoft SQL Server 2000을 사용하였으며, 검색 데이터는 프린스턴(Princeton) 대학의 벤치마크 데이터를 이용하여 3차원 오브젝트 검색 알고리즘을 평가하였다.

프린스턴 벤치마크 데이터는 웹에서 수집된 3차원 폴리곤 구조로 이루어졌다. 각 모델은 기하학적 정보를 가진 오브젝트 파일 포맷(Object File Format; .off)과 모델의 출처 URL, 무게중심, PCA 축 등을 기록한 텍스트 파일, 그리고 모델의 이미지 파일로 구성되어 있다. 벤치마크 데이터의 첫 번째 버전에는 1814개의 모델을 가지고 있고, 우리는 그 중 600개를 43개의 클래스 나누어 처리하였다^[13].

제안한 알고리즘과 Vranic^[14]의 Depth Buffer-Based Feature Vector 알고리즘과 비교 평가하였다. <그림 6>, <그림 7>, <그림 8>, <그림 9>에 각각 fish,

표 1. 600개의 3차원 모델
Table 1. 600 3D models.

클래스	개수	클래스	개수	클래스	개수
ant	5	fighter_jet	98	sea_turtle	6
antique_car	5	fish	15	sedan	18
apatosaurus	3	flying_bird	13	shark	7
bee	4	head	31	skeleton	5
biplane	28	horse	6	skull	5
brain	7	human	94	snake	4
butterfly	5	human_arms_out	41	spider	11
commercial	20	jeep	5	sports_car	17
computer_monitor	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		
feline	6	race_car	14		

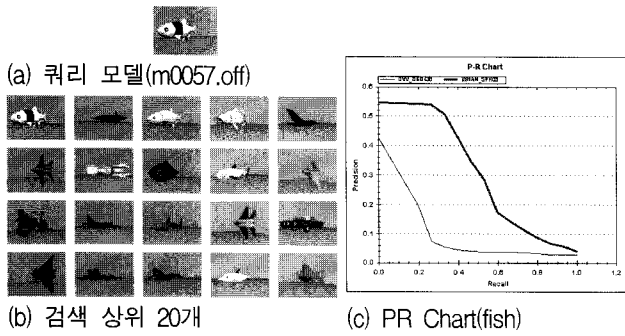


그림 6. 검색 예(fish)
Fig. 6. Retrieval example(fish).

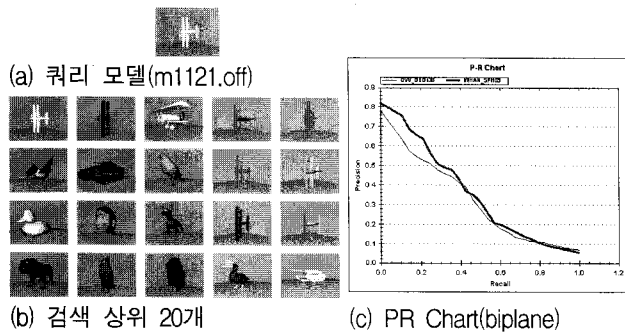


그림 7. 검색 예(biplane)
Fig. 7. Retrieval example(biplane).

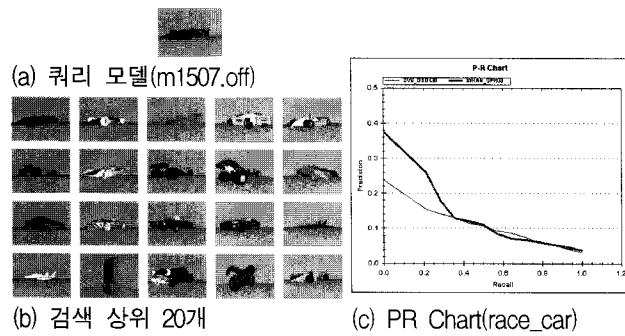


그림 8. 검색 예(race_car)
Fig. 8. Retrieval example(race_car).

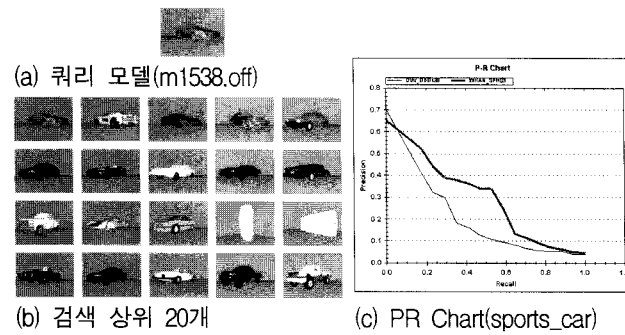


그림 9. 검색 예(sports_car)
Fig. 9. Retrieval example(sports_car).

biplane, race_car, sports_car를 검색한 결과를 나타내었다. 각 그림의 (a)는 검색을 위한 쿼리 모델을 나타낸 것이고, 그림 (b)는 (a)를 검색할 때 가장 유사하다고 검색되는 상위 20개를 순서대로 나타낸 것이다. 그림 (c)는 각 클래스에 속하는 모델을 반복적으로 검색했을 때 검색되는 정확률과 재현율을 이용하여 만든 정확도-재현율 차트(precision-recall chart)이다. 이 차트에서 굵은 선으로 그려진 그래프는 본 논문에서 제안한 방법이며, 나머지는 Vranic이 제안한 방법이다. 본 논문에서 제안한 방법이 성능비교에서 더 우수함을 알 수 있었다.

IV. 결 론

본 논문은 3차원 오브젝트의 검색에 대한 알고리즘을 제안하였다. 3차원 모델의 특징벡터를 구하는 과정은 각 모델을 구성하는 폴리곤 위에서 5000개의 샘플 좌표를 구하고 이 좌표들을 구면 좌표계로 변환한다. 위도에 따라 균등 분할하여 각 범위에 포함되는 샘플의 분포를 이 모델의 특징벡터로 정의하고, 그 특징벡터를 이용하여 검색하는 방법을 제안한다. 본 논문의 성능을 평가하기 위해 Vranic이 연구한 깊이기반 특징벡터(depth buffer-based feature vector) 알고리즘과 비교해 본 결과 본 논문의 결과가 Vranic의 알고리즘보다 검색 결과가 우수함을 알 수 있었다.

쿼리 모델 검색 시 유사모델이 처음 발견되는 정확도(precision)는 Vranic의 알고리즘은 평균 0.4382이고, 제안한 알고리즘은 0.4934로 12.6%의 효율이 있음을 알 수 있었다. 향후에는 특징벡터의 개수를 줄이면서도 3차원 모델을 더 정확히 표현할 수 있는 알고리즘에 대한 연구를 할 계획이다.

참 고 문 헌

- [1] B. Bustos, D. A. Keim, D. Saupe, T. Schreck, and D. V. Vranic, "Feature-Based Similarity Search in 3D Object Databases," ACM Computing Surveys, Vol. 37, No. 4, pp.345-387, 2005.
- [2] J. D. Wolter, T. C. Woo, and R. A. Volz, "Optimal Algorithms for Symmetry Detection in Two and Three Dimensions," The Visual Computer, Vol. 1, No. 1, pp.37-48, 1985.
- [3] X. Y. Jiang and H. Bunke, "Determination of the

- Symmetries of Polyhedra and an Application to Object Recognition," Lecture Note in Computer Science, Vol. 553, pp.113-121, 1991.
- [4] C. Sun and D. Si, "Fast Reflectional Symmetry Detection Using Orientation Histograms," Real-Time Imaging, Vol. 5, pp.63-74, 1999.
- [5] S. Biasotti, S. Marini, M. Mortara, and G. Patan'e, "An Overview of Properties and Efficacy of Topological Skeletons in Shape Modeling," International Conference on Shape Modeling and Application, pp.245-256, 2003.
- [6] D. Chen, X. Tian, Y. Shen, and M. Ouhyoung, "On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval," Computer Graphics Forum, pp.223-232, 2003.
- [7] J. Song and F. Golshani, "3D Object Feature Extraction Based on Shape Similarity," International Journal on Artificial Intelligence Tools, Vol. 12, pp.37-56, 2003.
- [8] R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, and D. Dobkin, "Shape Distributions," Transaction on ACM Graphics, Vol. 21, No. 4, pp.807-832, 2002.
- [9] 송주환, 최성희, 권오봉, "반사 대칭을 이용한 3차원 오브젝트 검색에 관한 연구," 대한전자공학회논문지, 제 44권, 제 4호, 48-54쪽, 2007년
- [10] 박기태, 황혜정, 문영식, "형태 인덱스와 정규 곡률을 이용한 3차원 모델 검색," 대한전자공학회논문지, 제 44권, 제 2호, 33-41쪽, 2007년
- [11] 이선임, 김재협, 문영식, "개선된 레이 캐스팅을 이용한 3차원 객체 검색 기법," 대한전자공학회논문지, 제 43권, 제 2호, 72-80쪽, 2006년
- [12] 송주환, 최성희, 권오봉, "판별분석을 이용한 효율적인 3차원 모델 검색," 대한전자공학회논문지, 제 45권, 제 2호, 98-103쪽, 2008년
- [13] P. Shilane, P. Min, M. Kazhdan, and T. Funkhouser, "The Princeton Shape Benchmark," Shape Modeling Applications, 2004. Proceedings, pp.167-178, 2004.
- [14] D. V. Vranic, "3D Model Retrieval," Ph. D. Thesis, University of Leipzig, Germany, 2004.

 저 자 소 개



송 주 환(정회원)

1995년 전주대학교 전자계산학과
학사 졸업.

1997년 전북대학교 전산통계학과
석사 졸업,

2003년 전북대학교 전산통계학과
박사 졸업,

2001년~현재 전주대학교 교양학부 교수
<주관심분야 : 3D컴퓨터그래픽스, 멀티미디어, 멀티
미디어 검색>



최 성 희(정회원)

1982년 전북대학교 통계학과
학사 졸업.

1984년 중앙대학교 전자계산학과
석사 졸업,

2005년 전북대학교 전산통계학과
박사 졸업

1989년~현재 전주비전대학 유아교육과 교수
<주관심분야 : 컴퓨터그래픽스, 멀티미디어, 멀티
미디어 검색>