

# 3차원 모델들의 형상: 유사 검색 알고리즘에 관한 연구

조순복\*

## I. 서론

1. 문제제기, 연구문제, 연구방법

## II. 형상 유사 탐색 알고리즘

1. 포즈 정규화(Pose Normalization)

2. 매개변수로 된 통계

3. 비유사 계산(Dissimilarity Computation)

## III. 결론

참고문헌

## I. 서론

### 1. 문제제기, 연구문제, 연구방법

3D 애니메이션 스튜디오에서 그리고 인터넷 및 자동차 제조업체들까지 국부적인 저장 매체에서 모두 최근 무수한 3차원(3D) 기하학 모델들의 증가와 더불어, 효과적인 콘텐츠-기반의 검색 및 3차원(3D) 모델들의 보상에 대한 기술적인 발전은 중요한 문제로 대두되어왔다. 그래서 콘텐츠-기반의 탐색 그리고 텍스트, 오디오 및 이미지 데이터들의 보상 등은 여러 해 동안 활발히 연구되어왔다. 그렇지만, 3D 애니메이션의 3D 기하학 모델들의 경우에, 콘텐츠-기반 검색으로의 조사는 단지 최근에만 주목을 받아왔다.

3D 모델은 과거 텍스트-기반의 검색 알고리즘을 이용하여 글자 그대로의 주석으로 탐색될 수 있었다. 그러나, 이런 접근방법은 많은 응용 시나리오에서 동작될 수가 없었다. 인간의

---

\* 유한대학 애니메이션과 교수.

본질이 추가된 주석은 문화, 언어, 나이, 성 그리고 다른 요소들에 의존하기 때문이다. 그리하여, 3D 모델의 본질적인 특징에 기반이 되는 3D 모델에 대한 콘텐츠-기반의 검색 및 보상 알고리즘을 가질 필요가 있으며, 형상이 어떤 것인지가 가장 중요하게 되었다.<sup>1)2)3)</sup>

3D 기하학적인 모델들의 형상 유사 검색에 대한 전형적인 방법은 3단계 즉, (1) 주어진 모델들의 형상 특징들의 세트 계산, (2) 형상 특징들 쌍 간의 거리 계산, (3) 거리 값에 기반이 되는 모델의 보상 등으로 이루어진다. 숙지가 요구되는 문제들 중 하나는 알고리즘에 의해 검색되어 받아들여지기 용이한 형상 화상(shape representation)이다. 소수의 것을 지정하기 위해서는 파라미터 곡선으로 된 표면 혹은 다각형들, 보셀(voxel) 계산, 절대 함수의 합, ‘폴리곤썬(polygon-soup)’ 등에 의해 제한된 고체처럼 매우 다양한 3D 형상 화상들(shape representations)이 있다.

이 논문에서는 VRML(Virtual Reality Modeling Language)과 같은 모델들을 다룰 수 있는 형상 유사 검색 알고리즘을 목표로 삼고 있다. VRM처럼 대표가 되는 모델들을 검색하기 위해서는, ‘폴리곤썬(polygon soup)’이라 일컫는 분명치 않는 형상 정의를 다뤄야 한다. 즉, Polygon soup은 다각형 메시, 독립된 다각형들, 선 조각들 그리고 점들의 집합을 이용하여 3D 형상들의 시각적인 효과를 주는 모델을 정의하고 있다. 즉, 그것은 ‘적합한’ 3D 물체들을 정의하지 못한다. 삼각형 메시들이 1차 타깃으로, 오사다(Osada)와 엘라드(Elad)가 제안한 알고리즘인 영점-영역의 삼각형 및 연결되지 않은 성분들과 같은 메시에서의 변형을 승인하게 된다. 또한, 이 논문에서 제안된 알고리즘은 형상 유사검색 알고리즘을, 오사다 혹은 엘라드가 제시한 알고리즘과 동일한 형상 화상 계층을 타깃으로 한다.<sup>4)5)</sup>

형상 화상을 이용하여 주어진 모델을 정의한, 전형적인 형상 유사 검색 알고리즘은 형상 유사 비교를 위해 간결한 형상 묘사 혹은 특징(feature)을 발췌한다. 사용된 대부분의 형상 특

- 
- 1) E. Paquet and M. Rioux, Nefertiti, “A Query by Content Software for Three-Dimensional Databases Management”, Proc. Int’l Conf. on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling, pp. 345-352.
  - 2) S. Mukai, S. Furukawa, M. Kuroda, “An Algorithm for Deciding Similarities of 3-D Objects”, ACM Symposium on Solid Modeling and Applications 2002, pp.1021-1047.
  - 3) J. Corney, H. Rea, D. Clark, John Pritchard, M. Breaks, R. MacLeod, “Coarse Filter for Shape Matching”, IEEE CG&A, pp.65-73, May/June, 2002.
  - 4) M. Hilaga, Y. Shinagawa, T. Kohmura, and T. Kunii, “Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes”, Proc. SIGGRAPH 2001, pp.203-212
  - 5) D. Keim, “Efficient Geometry-based Similarity Search of 3D Spatial Databases”, Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. On Management of Data, pp.419-430.

징들은 이제까지 기하학적인 성질을 가지고 있다.

에릭 파퀴트(Eric Paquet)에 의해 제안된 형상 유사의 첫 번째 연구들 중 하나는 2가지 종류, 유사 측정을 위해 기하학적인 특징들 그리고 다양한 광도 특성들을 사용했다. 여기서, 광도 특성들은 칼라, 반사 그리고 조직을 포함했다. 첫 번째 기하학적 특징은 표면 법선 벡터들과 처음 2개의 주축사이의 각에 대한 히스토그램들이다. 두 번째 기하학적 특징은 ‘코드’로부터 계산된 통계 세트이다. 여기서, 코드는 모델의 무게중심에서 삼각형의 무게중심까지의 벡터를 말한다. 형상 특징들의 쌍이 주어지면, 2개의 특징들 사이의 유사 혹은 더 일반적으로 비유사 혹은 거리는 물체 쌍사이의 거리가 정해지도록 계산된다. 거리를 계산하기 위한 최상의 방법은 상당히 다양한 형상 특징들과 어려운 비교 성질을 주어 이제 곧 찾게 될 것이다. 상대적으로 간단한 거리는 유클리언 거리(Euclidean distance), 만하튼(Manhattan) 거리, 하우스도르프(Hausdorff) 거리를 포함하고 있다.<sup>6), 7)</sup>

이 논문에서는 다각형 메시로서 정의된 3D 형상의 경우 형상 유사 검색 알고리즘에 대한 형상 비유사 측정치들의 쌍과 형상 특징들의 세트를 제안하여 평가하고자 한다. 여기에서 제안된 형상 특징들은 모델의 관성 주축을 따라 이산적인 매개변수가 만들어진 3개의 통계를 말한다. 관성 축 뿐만 아니라 통계를 계산하기 위해서, 균일하게 분포된 질량을 가지도록 삼각형 면을 가정했고, 몬테-카를로 접근방법을 사용하여 그것을 근사화시켰다. 특징 벡터 쌍간의 비유사 측정값으로서, 충분한 계산을 위한 동적 프로그래밍을 이용하는 간단한 유클리언 거리(Euclidean distance)와 탄성 정합 거리(elastic matching distance)를 도입하였고 알고리즘을 실현함에서는 본 논문에서 알고리즘을 제안 방법들이 좋은 특성들을 가짐을 보였다. Proof-of-concept 시스템이 실세계 응용에 아직 준비되지 않은 반면, 본 논문에서 제안된 알고리즘을 개발해왔던 성분들은 미래의 형상-유사 검색 및 보상 알고리즘에서 유용할 수가 있었다.

---

6) V. Vranic, D. Saupe, “Tools for 3D object retrieval: Karhunen-Loeve Transform and spherical harmonics”, Proc. of the IEEE 2001 Workshop on Multimedia Signal Processing, Cannes, France, pp. 293-298.

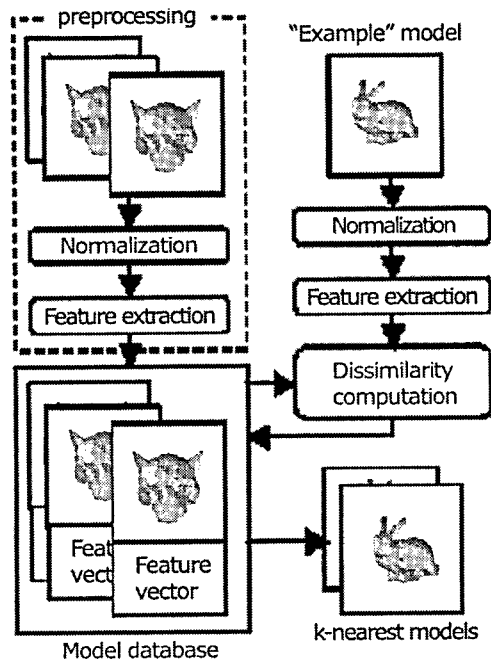
7) R. C. Veltkamp, Shape Matching: “Shape Matching Similarity Measures and Algorithms, invited talk”, Proc. Int’l Conf. on Shape Modeling and Applications 2001, pp.188-197.

## II. 형상 유사 탐색 알고리즘

형상 유사 검색 알고리즘은, 그것의 입력에 따라, 3D 다각형 메시들을 가정한다. 데이터베이스에서의 엔트리는 모델에 대해 미리-계산된 특징 벡터에 따라 3D 모델을 저장한다. 현재, 데이터베이스 자체는 간단한 배열로서 체계화 되어 있으며, 어떠한 인덱싱도 검색 혹은 보상을 가속화하기 위한 다른 방법들도 가지고 있지 않다. 질문 인터페이스(query interface)로서, 질문-예제 식의 접근 방법을 채택하였다. 사용자는 3D 형상을 갖는 모델 시스템을 제공했으며 그것의 k에 가장 가까운 형상을 보상하도록 알고리즘에게 요청한다.

형상 유사 검색 알고리즘은 첫 번째 모델의 관성 주축 및 무게중심을 사용하여 모델의 위치 및 방위를 정규화 한다. 무게 중심과 관성 모멘트의 계산들은 각각의 다각형 표면이 균일 밀도 가진다고 가정하고 몬테-카를로 접근방법을 사용하여 그것을 근사화시킴으로써 실행된다. 형상 특징으로서, 제안된 알고리즘은 모델 관성의 주축을 따라 이산적으로 매개 변화되는 3가지 통계를 사용한다. 관성 축을 따라 매개 변수화된 통계들을 계산하기 위해서, 모델은 축을 따라 평판으로 다시 나뉘어 진다. 이때, 각각의 평판에 대해, “(1) 축에 관한 관성 모멘트, (2) 축으로부터 표면까지의 평균 거리, (3) 축으로부터 표면까지의 거리 변화”를 계산한다.

특징 벡터들 쌍사이의 비유사 값은 2가지 방법, 유클리언 거리(Euclidean distance)와 탄성 정합 거리(Elastic-matching distance)를 사용하여 계산된다. 후자는 모델 형상의 어떤 국부적인 변형 예를 들어, 말 모델의 토르소(torso) 부분의 연장을 조절하려는 경향이 있다. 제안된 형상 유사 탐색 방법의 각각에 대한 단계의 세부사항들은 오른쪽 그림과 같다.



<그림 1> 형상-유사 탐색 알고리즘의 블록 다이어그램

## 1. 포즈 정규화(Pose Normalization)

형상-유사 검색 알고리즘의 정규화는 첫 번째 형상 특징들을 발췌하기에 앞서서 모델의 크기와 방위(Orientation)를 정규화 한다. 방위를 정규화하기 위해서, 우리는 관성의 주축들을 계산한다. 고트샬크(Gottschalk)은 각각의 꼭지점(vertex)에 위치한 단위 점 무게를 가정하여 관성의 주축을 계산하였다.[13] 이런 방법을 사용하여 계산된 주축들은 메시의 모자이크 식 붙이기(tessellation of the mesh)에 의존한다. 단, 형상-유사 검색 알고리즘의 접근방법에서, 무게는 메시 표면에 균일하게 분포되도록 가정하고 있다. 또한, 각각의 삼각형상에 있는 임의의 위치에서 많은 점 무게들을 놓고 그것을 근사화하였다. 이때, 점들의 개수는 삼각형의 영역에 비례하며 표면에 점 무게를 이용하여, 공분산 매트릭스 C는 다음과 같은 공식을 사용하여 계산될 수가 있다.

$$C = (C_{pq}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - p_M)(q_i - q_M) \quad (1)$$

여기서  $p \in \{\alpha, \beta, \gamma\}$ 이다. 공분산 매트릭스 C의 3가지 고유벡터들은 모델 관성의 주축들을 의미한다. 이 논문에서 각각의 축에 연관된 고유치(eigenvalues) 크기를 감소시키는 차수로서 축  $\alpha, \beta, \gamma$  로 이름을 정하고 모델의 무게중심에 관해 점들의 분포 (예를 들어, 무게)를 사용하여 주축의 대칭 문제를 분석한다. 삼각형상에 점들을 발생시키기 위해서 오사다가 제안한 알고리즘을 채택하였다. 이 알고리즘을 이용하여 삼각형 꼭지점 좌표  $t_1, t_2, t_3$  그리고 Pseudo-random number sequence(PRNS)의 쌍  $\gamma_1, \gamma_2$ 가 주어지며, 점 P의 좌표는 다음과 같이 계산된다.8), 9)

$$P = (1 - \sqrt{\gamma_1})t_1 + \sqrt{\gamma_1}(1 - \gamma_2)t_2 + \sqrt{\gamma_1}(\gamma_2 \cdot t_3) \quad (2)$$

실제로, PRNS  $\gamma_1, \gamma_2$  대신에, 우리는 모델 위상에 대한 더 안정적이고 더 낮은 예리

8) S. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, D. Dobkin, "Matching 3D Models with Shape Distributions", Proc. Int'l Conf. on Shape Modeling and Applications 2001, pp.154-166, Genova, Italy, May, 2001.

9) D. Keim, "Efficient Geometry-based Similarity Search of 3D Spatial Databases", Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. On Management of Data, pp.419-430, Philadelphia, PA., 1999.

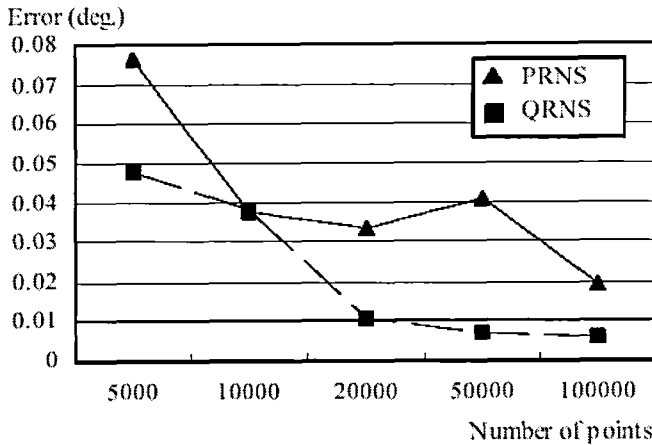
조정을 위해서 discrepancy sequence 혹은 quasi-random number sequence(QRNS) Sobol을 사용했다. 그림 2는 PRNS (drand48( )라이브러리 함수) 그리고 방정식 (1)과 (2)를 갖는 Sobol QRNS를 사용하여 각 조절 에러를 비교하였던 실험치 결과들을 보여주고 있다. 에러 그림은 <그림 4>의 토끼 모델을 사용한 10개 이상의 실험치를 가지고 3개의 축  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  에 대해 각도로서 3개의 각 에러에 대한 평균치를 나타내고 있다. 즉, 그것은 Sobol QRNS 가 drand48 PRNS를 일관되게 능가했음을 보여주고 있다. 삼각형상에 발생된 점 무계들도 역시 아래에서 설명할 것인 형상 특징들로서 사용되어지는 통계들을 계산할 때 사용이 된다.

## 2. 매개변수로 된 통계

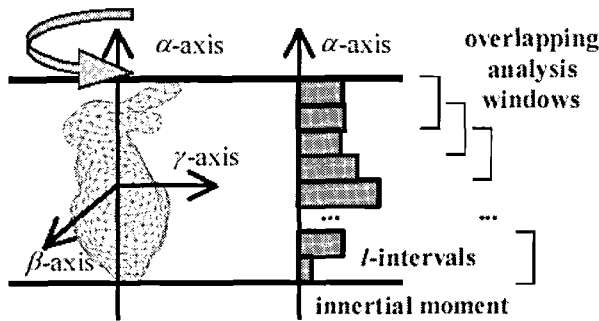
이 논문의 형상 특징들은 관성의 주축들을 1개를 따라서 이산적인 매개 변수화된 3가지 통계값 벡터들을 말한다. 즉, 통계들은 (1) 축에 관한 관성 모멘트, (2) 축으로부터 표면까지의 평균 거리, (3) 축으로부터 표면까지의 거리 편차 등이다. 형상-유사 검색 알고리즘에서는 전체 9개 벡터들을 계산한다. 3개의 주축에서 각각에 따른 3가지 통계. 비유사(혹은 거리) 계산은 이런 9개 벡터들의 연관되는 벡터를 사용한다.

축을 따라 이산적으로 매개 변수화된 특징 벡터를 계산하기 위해서, 모델은 ( $l-1$ )과 병렬로 축을 따라 동일한 두께 평판  $l$  축에 수직인 동일한 간격 평면으로 분할된다. ( $l-1$ )-차원 특징 벡터의  $i$ 차 성분은  $i$  분석 창(analysis window)으로부터 계산이 되며, 이때 분석 창은 위치  $i$ 와 ( $i+1$ )에서 인접한 간격들의 쌍을 말한다. 만일  $l$ -평판을 가지고 있다면, ( $l-1$ ) 분석 창이 있고 그리고 특징 벡터는 ( $l-1$ )-차원이 된다. 즉, 이런 분석창의 중복이 축을 따라 약간의 조정 에러들이나 혹은 소수의 기하학 왜곡에 대해 다소 더 견고한 특징을 벡터를 만들게 된다.

몬테-카를로 접근방법은 통계를 계산할 때 다시 사용되고, 포즈 정규화의 경우 메시 표면상에 발생된 점들은 통계 계산을 할 때 다시 사용된다.  $i$ 차 ( $l \leq i \leq l-1$ ) 분석 창 (예를 들어, 인접한 간격과 위치의 쌍  $i$ 와 ( $i+1$ ))의  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  축에 관한 관성 모멘트를 각각  $m_{\alpha, i}$ ,  $m_{\beta, i}$ ,  $m_{\gamma, i}$ 로 한다. 유사하게,  $i$ 차 ( $l \leq i \leq l-1$ ) 분석창의 축  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  로부터 표면까지의 평균 거리 및 거리 편차를 각각  $d_{\alpha, i}$ ,  $d_{\beta, i}$ ,  $d_{\gamma, i}$ 로 한다.



<그림 2> 포즈 정규화가 pseudo-random number sequence(PRNS)와 quasi-random number sequence(QRNS)를 사용해 계산된 후의 평균 각 에러



<그림 3> (가장-) 주축  $\alpha$  를 따라 매개 변수화된 모멘트 계산

모델 M에 대한 특징 벡터는 다음과 같이 된다.

$$p \in \{\alpha, \beta, \gamma\}$$

여기서,  $p \in \{x, y, z\}$ 는 축을 가리킨다.

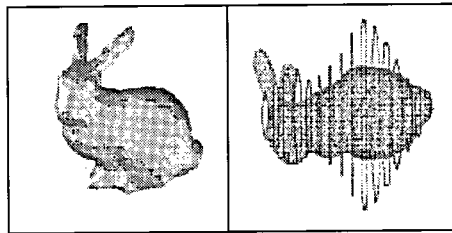
축  $p$ 를 따라 평판  $i$ 의 경우, 벡터  $F$ 의 3가지 성분들, 즉, 모멘트  $m_{p,i}$  축으로부터 점들의 평균 거리  $a_{p,i}$ , 축으로부터 점들의 거리 편차  $d_{p,i}$ 는 다음과 같은 방정식에 의해 계산이 된다. 방정식에서,  $d_{p,i}$ 는 축  $p$ 로부터 표면에 있는 점  $j$ 까지 거리이며, 그리고  $n$ 은 평판  $i$ 에 있는 점들의 개수를 의미한다.

$$m_{p,i} = \sum_{j=1}^n m r_j^2 \quad (4)$$

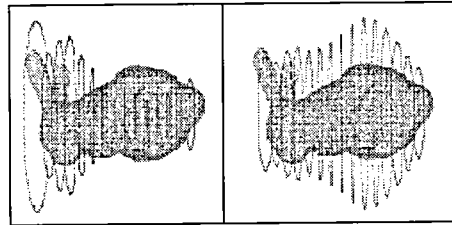
$$a_{p,i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n r_j \quad (5)$$

$$d_{p,i} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (r_j - a_{p,i})^2 \quad (6)$$

이때, 우리는  $\|m_p\| = \|a_p\| = \|d_p\| = 1$ 이 되도록 특징 벡터  $F$ 의 크기를 정규화한다. 이런 처리는 3개의 축  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  각각의 경우에 반복된다. 그림 4와 그림 5는 분석 창  $l=15$ 를 사용하여 관성의 주축  $\alpha$ 를 따라 매개 변수화된 특징 벡터 세트 예를 보여주고 있다.

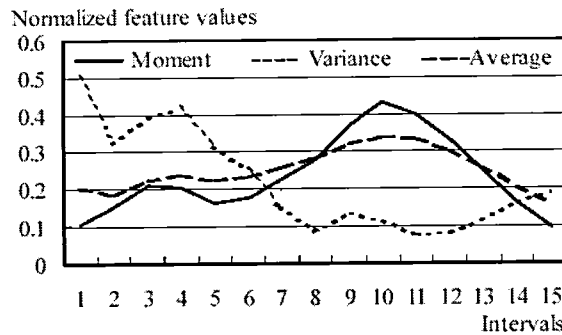


(a) 토끼 모델(641개의 꼭지점) (b) 축에 관한 점 무개의 모멘트 관성



(c) 축으로부터 점들의 거리 편차 (d) 축으로부터 점들의 평균 거리

<그림 4> 축  $\alpha$ 를 따라 매개 변수화된 통계 예 분석 창수는  $(l-1)=15$



<그림 5> 그림 4에서 사용된 토끼 모델의 3가지 매개 변수화된 통계 그림



### 3. 비유사 계산(Dissimilarity Computation)

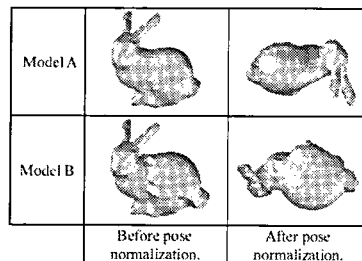
유사, 혹은 더 적합하게, 모델 쌍 사이에 있는 비유사는 그것들의 특징 벡터들 간에 거리로서 계산이 된다. 형상-유사 검색 알고리즘은 동적인 프로그래밍을 이용하여 효율적으로 계산된 2개의 거리 측정치, 유클리언 거리(Euclidean distance) 그리고 탄성 정합 거리(elastic matching distance)를 사용했다. 비유사  $D(X, Y)$ 는 모든 관성의 주축의 경우 거리 값을 합하여 계산이 된다. 유의할 것은 비유사를 계산할 때, 통계들이 가중치를 받을 수도 있다는 것이다. 가중치는 통계나 혹은 주축에 의해 이뤄질 수가 있다.

$$D(X, Y) = \left( \sum_{p \in \{\alpha, \beta, \gamma\}} (d(X_p, Y_p))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

예를 들어, 비유사값들은 거리의 표준 편차  $d_\alpha, d_\beta, d_\gamma$  를 사용하지 않고 단지  $m_\alpha, m_\beta, m_\gamma$  와  $a_\alpha, a_\beta, a_\gamma$  만을 사용하여 계산될 수도 있다. 그렇게 하는 것은 표준 편차를 증가시키게 되는 잡음 또는 개미의 안테나들과 같은 소수의 돌출부, 움푹한 곳에 덜 유의하게 되면서 전체 형상이 질문된 형상과 유사한 모델로 보상되기 때문이다.

#### 1) 유클리언 거리(Euclidean Distance)

모델들의 위상(방향)은 모델들 쌍 사이에 계산된 거리 값에 영향을 끼치게 된다. 만일 2개의 유사한 모델들의 주축들이 병렬이지만, 축들 중 1개가 다른 것으로부터 떨어져 180°를 가리키고 있다면(그림 6), 계산된 거리 값은 양쪽 축이 동일한 방향을 가리켰을 때보다 더 크게 될 것이다(다만, 그림 6은 설명을 위한 목적일 뿐이라는 것이다. 이런 문제는 훨씬 더 대칭적인 모델들의 경우일 때만 발생이 된다). 이런 문제를 피하기 위해서, 그런 양쪽의 경우들에 대한 2개의 거리 값을 비교하고, 그리고 두 개의 최소값을 취한다.



<그림 6> 포즈 정규화 이후에 병렬이지만 서로서로 180° 떨어져 가리키고 있는 주축들의 예

2개의 특징벡터  $X$ 와  $Y$ 들 사이의 Euclidean distance  $d_{euc}(X_p, Y_p)$ 는 아래와 같이 정의된다.

$$d_{euc}(X_p, Y_p) = \min \left[ \frac{1}{l-1} \sum_{i=1}^{l-1} (X_{p,i} - Y_{p,i})^2 \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (8)$$

$$\frac{1}{l-1} \sum_{i=1}^{l-1} (X_{p,i} - Y_{p,l-i})^2 \right]^{\frac{1}{2}},$$

여기서,  $p \in \{\alpha, \beta, \gamma\}$ 는 매개변수화의 주축들이며,  $l$ 은 간격의 개수를 뜻한다.

## 2) 탄성 정합 거리(elastic-matching distance)

유클리언 거리(Euclidean distance)는 매우 ‘정확’하지만, 어떤 경우에는 원했던 것보다 더 큰 거리 값을 초래하기도 한다. 예를 들어, 만일 동물 모델의 토르소가 동일한 머리와 꼬리 부분들을 갖는 다른 동물 모델보다 다소 더 길다면, 간단한 유클리언 거리(Euclidean distance) 측정치는 큰 거리 값을 주게 될 것이다. <그림 7>은 모델들 중 1개의 부분에 의해 유사하지만 더 커졌음을 보여주고 있다. 이런 영향을 부분적으로 보상하기 위해서, 우리는 동적인 프로그래밍을 사용하여 계산된 탄성 정합 거리(elastic-matching distance)를 이용했다.

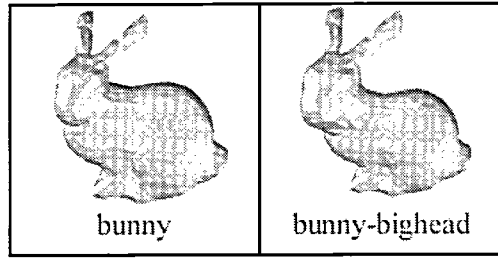
아래의 방정식에서,  $p \in \{\alpha, \beta, \gamma\}$ 는 매개변수화의 축들이며,  $l$ 은 간격의 개수 그리고  $k = l-1$ 은 분석 창들의 개수를 말한다.

$$d(X_p, Y_p) = \frac{1}{2k} g(X_{p,l-1}, Y_{p,l-1}) \quad (9)$$

$$g(X_{p,k}, Y_{p,k}) = \min \left[ \begin{aligned} &g(X_{p,k}, Y_{p,k-1}) + \Delta g(X_{p,k}, Y_{p,k}) \\ &g(X_{p,k-1}, Y_{p,k-1}) + 2\Delta g(X_{p,k}, Y_{p,k}) \\ &g(X_{p,k-1}, Y_{p,k}) + \Delta g(X_{p,k}, Y_{p,k}) \end{aligned} \right] \quad (10)$$

$$\Delta g(X_{p,i}, Y_{p,j}) = (X_{p,i} - Y_{p,j})^2 \quad (11)$$

유클리언 거리(Euclidean distance)의 경우, 거리 값은 모델의 2가지 가능한 방향(위상)에 의존한다. 또한, 유의할 것은 탄성 정합 거리(elastic matching distance)가 비대칭이라는 것이다. 모델 X에서 Y까지의 거리는 모델 Y에서 X까지의 거리와 반드시 동일하지는 않다는 것이다. 그리하여, 우리의 알고리즘은 4개의 거리 값, 예를 들어 2개의 위상(방향) 구성들 중 각각에 대한 2개의 탄성 정합 거리(elastic matching distance)를 계산하고, 비유사 값에 대한 그것들 중 가장 작은 것을 선택한다.



<그림 7> 토끼와 토끼-큰머리 모델

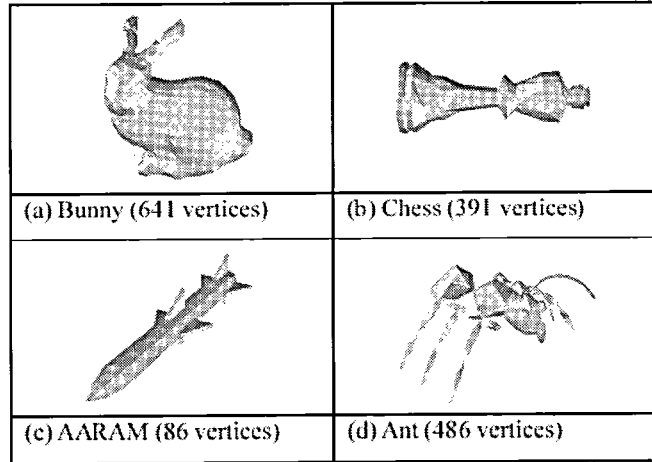
### III. 결론

이 논문에서, 형상 유사 검색 알고리즘에 대한 여러 가지 핵심 성분들을 제안하고 평가하였다. 보통, 형상 유사 검색 알고리즘에서는 제안한 입력으로서 VRML 같은 3D 메시 모델들을 기대하고 있다. 그러나 제안한 방법에서는 기하학적인 퇴화 혹은 다수의 연결되지 않은 성분들을 가지는 모델들을 허용할 수 있다는데 있고 형상 특징으로서, 모델의 관성 주축을 따라 이산적으로 매개 변수화된 3가지 통계들을 사용하고 있다. 이때, 처음 모델의 관성 주축을 이용하여 모델의 포즈를 정규화한 다음에 3가지 통계인 관성 모멘트, 표면에서 축까지의 평균 거리, 표면에서 축까지의 거리 편차들을 사용한다. 포즈 정규화 및 형상 특징 계산 모두는 다각형 표면이 균일한 밀도를 가지고 몬테-카를로 접근방법을 사용하여 그것을 근사화하는 것으로 가정하고 있다. 비유사 계산의 경우, 2가지 방법, 유클리언 거리(Euclidean distance)와 탄성 정합 거리(elastic matching distance) 알고리즘으로 실험하였다. 실험 세트는 형상 특징 및 비유사 계산 모델들이 미래 형상 유사 검색 알고리즘에서 포함될 후보자들을 보여주었다. 표1에서 질문된 모델에 대한 데이터베이스에서 261개의 모든 모델의 경우 비유사 값의 계산 시간 및 등급 시간 문제 리스트들 중 가장 으뜸가는 것은 형상 특징들을 알 수 있었다.

이 논문에서 제안된 형상 유사 검색 및 보상 알고리즘에서도 역시 사용가의 선호도에 맞추거나 사용자가 원하는 형상 보상에 취향이 맞도록 하는 어떤 학습-기반의 메커니즘을 요구할 것이다.

앞으로 남은 과제는 이런 연구 분야에서는 형상 유사 검색 알고리즘들을 객관적으로 비교할 수 있도록 하는 표준 데이터 및 성능 평가 방법의 세트를 찾아야 한다. 이는 다양한 3D

애니메이션의 3D 형상 화상의 부분으로 인해 이미지 콘텐츠 기반의 검색 및 보상 분야에서 유사한 직종보다 훨씬 더 성취하기가 어렵다는 것을 뜻한다.



<그림 8> 형상 유사 탐색 및 보상 알고리즘 실험에서 질문된 모델

<표 1> 질문된 모델에 대한 데이터베이스에서 261개의 모든 모델의 경우 비유사 값의 계산 시간 및 등급 시간

Number of analysis windows	Search and retrieval time	
	Euclidean distance	Elastic marching
15	0s	0s
31	0s	1s
63	1s	2s
127	3s	3s
255	6s	8s
511	13s	16s
1023	25s	32s
2047	51s	64s

## 참고문헌

- Corney, J., H. Rea, D. Clark, John Pritchard, M. Breaks, R. MacLeod, "Coarse Filter for Shape Matching," IEEE CG&A, pp.65-73, May/June, 2002.
- Elad, M., A. Tal, S. Ar. "Directed Search in A 3D Objects Database Using SVM," HP Laboratories Israel Technical Report, HPL-2000-20 (R.1), August, 2000.

- Gottschalk, S., Lin, M. C., Manocha, D. OBBTree: "A Hierarchical Structure for Rapid Interference Detection," Proc. SIGGRAPH '96, pp.171-180, 1996.
- Hilaga, M., Y. Shinagawa, T. Kohmura, and T. Kunii, "Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes," Proc. SIGGRAPH 2001, pp.203-212, Los Angeles, USA, 2001.
- Keim, D., "Efficient Geometry-based Similarity Search of 3D Spatial Databases," Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. On Management of Data, pp.419-430, Philadelphia, PA., 1999.
- McWherter, D., M. Peabody, W. Regli, A. Shokoufandeh, "Transformation Invariant Shape Similarity Comparison of Solid Models," Proc. ASME DETC '2001, September 2002, Pittsburgh, Pennsylvania.
- Mukai, S., S. Furukawa, M. Kuroda, "An Algorithm for Deciding Similarities of 3-D Objects," Proc. ACM Symposium on Solid Modeling and Applications 2002, Saarbrucken, Germany, June 2002.
- Osada, S., T. Funkhouser, B. Chazelle, D. Dobkin "Matching 3D Models with Shape Distributions," Proc. Int'l Conf. on Shape Modeling and Applications 2001, pp.154-166, Genova, Italy, May, 2001.
- Paquet, E. and M. Rioux, Nefertiti "A Query by Content Software for Three-Dimensional Databases Management," Proc. Int'l Conf. on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling, pp.345-352, Ottawa, Canada, May 12-15, 1997.
- Regli, W., V. Cicirello, "Managing Digital Libraries for Computer-Aided Design," Computer Aided Design, pp.110-132, Vol. 32, No. 2, 2000.
- Veltkamp, R. C. , "Shape Matching Similarity Measures and Algorithms, invited talk," Proc. Int'l Conf. on Shape Modeling and Applications 2001, pp.188-197, Genova, Italy, May, 2001.
- Vranic, V., D. Saupe, and J. Richter, "Tools for 3D object retrieval: Karhunen-Loeve Transform and spherical harmonics," Proc. of the IEEE 2001 Workshop on Multimedia Signal Processing, Cannes, France, pp.293-298, October 2001.