

3차원 모델을 위한 형상 유사성 평가

김 정 식[†] · 최 수 미^{††}

요 약

3차원 모델의 형상 유사성 평가는 의학, 기계 공학, 분자 생물학 등의 많은 분야에서 매우 중요하다. 더욱이 3차원 모델이 웹 상에 보편화됨에 따라 3차원 모델들의 분류와 검색에 관한 연구들이 활발하게 이루어지고 있다. 본 논문에서는 3차원 형상 표현 방법들과 유사성 평가에 대한 주요 개념들을 기술하고, 최근의 형상 비교에 관한 연구들을 다해상도, 위상 기하학, 2차원 영상, 통계학 기반 방법들로 분류하여 그 특징들을 분석하였다. 또한 논문에서 채택한 유일성, 강인성, 불변성, 다해상도, 효율성, 비교범위와 같은 기준을 사용하여 그 성능을 비교 평가하였다. 다해상도 기반 방법은 비교를 위한 계산 시간은 감소시킨 반면 전처리 시간은 증가시켰다. 기하 및 위상 정보를 이용한 방법은 보다 다양한 형태의 모델들을 비교할 수 있었고 부분적인 형상 비교에도 강인하였다. 2차원 영상을 이용한 방법들은 시간 및 공간 복잡도가 높게 나타났다. 통계학 기반 방법들은 포즈 정규화 작업 없이 형상 비교가 가능하였고, 이파인 변환 및 잡음에도 강인한 결과를 보였다.

Evaluation of shape similarity for 3D models

Jeong-Sik Kim[†] · Soo-Mi Choi^{††}

ABSTRACT

Evaluation of shape similarity for 3D models is essential in many areas - medicine, mechanical engineering, molecular biology, etc. Moreover, as 3D models are commonly used on the Web, many researches have been made on the classification and retrieval of 3D models. In this paper, we describe methods for 3D shape representation and major concepts of similarity evaluation, and analyze the key features of recent researches for shape comparison after classifying them into four categories including multi-resolution, topology, 2D image, and statistics based methods. In addition, we evaluated the performance of the reviewed methods by the selected criteria such as uniqueness, robustness, invariance, multi-resolution, efficiency, and comparison scope. Multi-resolution based methods have resulted in decreased computation time for comparison and increased preprocessing time. The methods using geometric and topological information were able to compare more various types of models and were robust to partial shape comparison. 2D image based methods incurred overheads in time and space complexity. Statistics based methods allowed for shape comparison without pose-normalization and showed robustness against affine transformations and noise.

키워드 : 3차원 모델 검색(3D Model Retrieval), 유사성 측정(Similarity Measures), 형상 매칭(Shape Matching)

1. 서 론

3차원에서 물체의 형상간 유사성을 판단하는 것은 형상 기반의 인식, 검색, 분류(clustering) 등의 시스템에서 필수적이다. 이러한 유사성 판단은 주로 컴퓨터 비전, 기계 공학, 의학, 분자 생물학 등의 분야에서 응용되고 있다. 컴퓨터 비전에서는 2차원 영상을 통한 지문 인식 및 얼굴 형상 인식 등에 응용되었으며, 기계 공학의 경우에는 로봇의 시야에 보이는 물체의 인식 및 모션 추적 등에 사용되었고, 의학에서는 CT 또는 MRI 영상을 이용하여 골격이나 뇌, 장기 등의 이상 여부를 진단하는 곳에 사용되었다. 또한 유전자 형상 비교 및 유사한 화학 분자 구조의 분류 작업을 위한 분자 생물학 분야에도 응용되었다. 최근 들어 조작하

기 용이한 3차원 모델링 툴이나 스캐닝 장비들이 보편화됨에 따라 다양한 3차원 모델들을 손쉽게 획득할 수 있게 되었다. 또한 컴퓨터의 계산 및 그래픽 처리 능력이 급속히 발전하고 웹 환경을 통해 3차원 모델의 공유가 쉬어짐에 따라 대량의 3차원 모델들을 관리할 필요성이 증가되고 있다. 아직은 시작 단계에 불과하지만 실제로 의학이나 생물 정보학, 그리고 영화 및 애니메이션 산업 분야 등에서 대량의 3차원 모델들을 저장하고 관리하는 데이터베이스 시스템을 운영하고 있다[1, 2]. 대표적인 사례로 3차원 단백질 구조에 대한 데이터베이스 PDB(Protein Data Bank)를 들 수 있다. 이러한 관점에서 볼 때, 3차원 모델 데이터베이스나 특정 응용 프로그램에서 원하는 모델들을 빠르고 정확하게 검색하는 방법의 개발은 큰 의미가 있다.

형상의 유사성 평가에 대한 기존 연구들은 주로 2차원 영상을 사용하여 이루어졌다. 2차원 영상을 기반으로 형상의 유사성을 측정하는 방법들은 주로 곡률(curvature)[3], 외곽선(contour curve)[4] 또는 실루엣(silhouette)[5]을 사용

* 본 연구는 한국 과학재단 목적기초연구(R04-2003-000-10017-0)지원으로 수행되었음.

† 준 회 원 : 세종대학교 대학원 컴퓨터공학부

†† 정 회 원 : 세종대학교 소프트웨어공학과 교수

논문접수 : 2003년 4월 20일, 심사완료 : 2003년 9월 16일

하는 방법, 그리고 색과 텍스처(texture)[6], 웨이블릿 변환(wavelet transformation)[7], 푸리에 변환(fourier transformation)[8] 등을 이용한 방법들이 대부분이다. 최근에는 3차원 형상 모델의 유사성을 평가하는 연구들이 진행되고 있다. 물론 기존의 2차원 영상 기반의 방법들이 3차원 관련 연구들에 적용되고는 있지만 차원 변환에서의 한계점으로 인하여 3차원 형상 비교를 위한 새로운 방법들이 필요하게 되었다. 3차원 모델을 대상으로 하는 초기의 연구들로는 EGI(Extended Gaussian Images)[9], harmonic shape images[10]를 들 수 있다. 이 방법들은 형상 비교의 대상이 되는 모든 3차원 모델들이 위상적으로 손상이 없는 표면 메쉬(surface mesh)나 명시적 볼륨(explicit volume)으로 표현되어야 한다는 제약 사항을 가졌다.

또한 특정 자료 구조를 이용하여 3차원 모델의 위상이나 형상을 표현한 형상 비교 연구들도 발표되고 있다. 이 방법들은 우선 3차원 물체를 특징 정보들의 집합으로 구성한 후, 물체의 공간적 관계나 특징 사이의 차이점에 기반하여 모델간의 유사성을 평가하였다. 그 대표적인 방법들로는 generalized cylinders[11], shock graphs[12], medial axes[13], skeletons[14] 등이 있다. 이러한 접근 방법들은 대개 3차원 모델의 외형으로부터 추출된 구조적 데이터 표현자(structural data descriptor)들을 유사성 비교에 이용하기 때문에 구멍(hole)이 있는 모델간의 위상적 특징을 유사성 평가에 이용할 수 없으며, 2차원의 골격화의 3차원화로 인하여 계산 복잡도가 높다. 따라서 실시간에서의 형상 비교보다는 전처리 방법으로 주로 이용된다. 상기의 연구들 외에도 3차원 모델이 갖는 기하학적, 위상학적 특성을 고려하여 모델의 부분적 형상 변형 정도를 평가하는 방법들이 소개되었다. 대표적으로 위상 매칭(topology matching)[15], 형상 분포(shape distribution)[16] 등이 있다. 이러한 연구들은 구멍이 있거나 메쉬들이 첨가, 삭제된 메쉬 조작이나 스케일링(scaling), 회전(rotating), 기울임(shearing), 반사(mirror-

ing) 등의 변형이 가해진 모델들의 유사성 평가에서 비교적 좋은 결과를 보였다.

지금까지 2차원 형상에 대한 유사성 평가 방법들의 성능을 비교하고 분석한 논문들[17-19]은 있었지만, 3차원 모델의 특성이나 표현 방법을 기반으로 형상의 유사성 평가의 정확도 및 복잡도를 분석한 논문은 소개되지 않았다. 본 논문에서는 3차원 모델의 사용이 보편화되고 데이터베이스화되어가는 이 시점에서 3차원 모델의 형상 유사성 평가와 관련된 전반적인 지식들을 정리하고, 최근 연구 동향을 분석 및 비교하여 관련 연구들의 성능을 평가하고자 한다.

이어지는 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 3차원 형상 모델의 일반적인 표현 방법과 유사성 평가를 위해 3차원 표현들을 살펴 본다. 3장에서는 3차원 모델간의 형상 비교를 위한 일반적인 시스템 구조를 살펴본 후, 형상 비교 시스템들의 성능을 분석하기 위한 평가 기준들을 제시한다. 4장에서는 최근의 유사성 평가 방법들을 네 가지 특성에 따라 분류하고, 각 방법들을 비교 분석하며, 마지막으로 5장에서는 논문의 결론 및 향후 연구 방향을 제시한다.

2. 3차원 모델의 형상 표현

3차원 모델의 표현 방법은 형상 비교의 자료 구조 및 유사성 평가 알고리즘 등에 큰 영향을 미친다. 또한 그래픽스 시스템을 통하여 3차원 모델을 자동적이며 빠르게 표현하고, 주어진 모델 표현에 대한 여러 조작들(변환 및 변형)이 가능한가도 형상 비교 시스템에서 중요하게 고려되어야 한다. 본 장에서는 일반적인 3차원 모델의 표현 방법들을 알아 보고, 3차원 모델의 형상 유사성 평가에 주로 이용되는 3차원 표현들이 갖춰야 할 특성들을 살펴 본다.

지금까지 다양한 응용 분야에서 각 어플리케이션 목적에 따라 3차원 모델을 표현해 왔다. 대표적으로 그래픽스 분야에서는 3차원 지형을 효율적으로 표현하기 위하여 삼각 메

〈표 1〉 3차원 모델 표현의 분류 및 정의

분	류	정	의
Raw Data	Point Cloud	구조화되지 않은 3차원 점들의 집합	
	Range Image	깊이 영상으로 사상되는 점들의 집합	
	Polygon Soup	다각형들의 구조화되지 않은 집합	
Solids	Voxels	볼륨 샘플들에 대하여 정규화된 그리드	
	BSP Tree	솔리드 셀들을 갖는 이진 공간 분할 구조	
	CSG	단순한 형상들에 적용되어 연산 집합(합, 차, 교차)으로 구성되는 계층적인 구조의 기하 모델	
Surfaces	Mesh	서로 연결된 다각형 집합(주로 삼각형들로 구성됨)	
	Subdivision Surface	다각형 메쉬와 이전에 세분화된 새로운 메쉬들을 생성하는 세분화 법칙 집합에 의해 정의되는 B-Spline 곡면	
	Parametric Surface	다수의 컨트롤 포인트를 매개변수로 사용하는 곡면	
High-level structure	Scene Graph	3차원 모델들이 계층적인 하나의 트리로 통합된 자료구조	
	Skeleton	3차원 모델의 중요한 구성과 동작방식을 계층적인 그래프로 구성한 자료구조	
	Aspect Graph	3차원 모델의 다양한 외형들로 구성된 구조화된 그래프 자료구조로서, 그래프를 구성하는 각 노드는 외형을 표현하고 에지(edge)들은 시각적 변화에 따른 외형간의 전이를 표현	
	Reeb Graph	3차원 모델의 위상학적인 구조를 표현하는 자료구조	

쉬 모델 표현을 사용하였다. 그 외에도 CAD/CAM과 같은 디자인 분야에서는 CSG(Constructive Solid Geometry)나 BSP(Binary Space Partitioning) tree 등을, 과학적 시각화 (scientific visualization) 분야에서는 볼륨 렌더링을 수행하기 위하여 복셀들을 사용하여 3차원 모델들을 표현하였다. 또한 최근에는 웹 환경에서의 실시간 가상 세계를 표현하기 위하여 장면 그래프(scene graph)와 서브디비전 메쉬들(subdivision meshes), 그리고 폴리곤 수프(polygon soup) 등을 이용하고 있다. Funkhouser[20]는 3차원 모델의 표현을 크게 4가지로 분류하였다. <표 1>은 Funkhouser가 분류한 3차원 모델 표현과 각 표현에 대한 정의를 기술한 것이다.

3차원 모델의 형상 유사성 평가를 위한 주요 작업 중 하나는 계산상 최적의 표현을 찾는 것이다. 이러한 표현은 형상의 유사성 계산에 사용할 형상 특징을 구축하여 가장 유사한 모델의 검색을 효과적으로 수행하는데 적합하다. <표 2>는 3차원 모델에 대한 형상 유사성 평가에서 고려해야 할 3차원 표현의 특성들을 나타낸다.

<표 2> 3차원 표현의 특성

특 성	상 세 설 명
강 인 성	유사성 평가에 사용되는 3차원 메쉬들의 누락, 삽입, 그리고 잠음 등에 대하여 동일한 평가 결과를 보이는지를 결정
불 변 성	3차원 모델에 대한 이동, 회전, 스케일 등의 변형이 유사성 평가 결과에 민감한 영향을 미치는지를 결정
다해상도	동일 모델에 대한 다양한 상세 레벨의 표현을 제공하는지를 결정
복 잡 도	공간 복잡도와 형상 비교 알고리즘의 처리 속도 등이 효율적인지를 결정
간 결 성	형상 비교에 사용되는 3차원 모델 표현이 간결한지를 결정

상기의 특성들 이외에도 고려해야 할 것이 바로 3차원 모델의 위상학적인 특성이다. 3차원 모델로서 단혀진 메쉬 구조를 갖는 것을 사용하는지, 아니면 부분적으로 메쉬가 손실되었거나 구멍이 있는 모델을 사용하는가는 유사성 평가를 위한 속도 계산 방법의 결정과 결과의 의미를 파악하는데 중요한 영향을 미친다. 예를 들어 3차원 모델을 투영시켜 획득한 2차원 외곽선을 모델의 표현에 사용한 경우에는 물체의 외형 정보를 빠르게 표현할 수 있지만, 모델 데이터베이스의 크기에 따라 유사성 비교시에 시간 복잡도가 선형적으로 증가할 수 있고 물체의 경계 정보만을 표현하기 때문에 구멍 등이 있는 복잡한 물체를 표현하기가 어렵다. 또한 2차원 외곽선과는 달리 물체를 구성하는 요소간의 관계를 분석하여 그 정보들이나 기하학적 위상 분석을 통하여 얻게 되는 통계적 자료를 모델 표현에 사용하는 방법들도 있다. 대표적으로 shape function[21]이나, aspect graph[22], Multi-resolutional Reeb Graph(MRG)[23] 등이 있다. 이러한 표현법은 구멍이 있는 복잡한 모델의 특징을 표현하는데 효과적이며, 기존의 외형적 특성에 기반한 방법과는 달

리 별도의 포즈 정규화(pose normalization) 작업이 필요 없다. 포즈 정규화는 비교 대상이 되는 3차원 물체간의 위치와 방향을 일치시켜 모델의 외형적 변형이나 잠음 등에 강인한 비교를 가능케 하지만, 전 처리로 수행되어야 하는 번거로움으로 인하여 실시간으로 유사성을 평가하는 시스템보다는 특정 비교 시스템의 전처리 모듈로 사용되는 경우가 많다.

3. 형상 유사성 평가의 특성 및 속도

3차원 모델간의 형상 유사성을 측정하는 방법들은 일반적으로 다음의 세 가지 컴포넌트들로 구성된다. 3차원 모델의 데이터베이스 컴포넌트, 형상 특징 추출 컴포넌트, 그리고 형상 유사성 측정 컴포넌트가 바로 구성 요소들이다. 데이터베이스의 구축은 표본이 되는 모델들로부터 추출된 형상 특징들과 모델의 기본 기하학적 정보의 조합으로 이루어진다. 그런 후에 형상 유사성 측정 컴포넌트를 통하여 입력 모델과 데이터베이스 모델들과의 유사성을 비교하는 작업을 수행한다. 마지막으로 입력된 모델과 가장 유사한 후보 모델군을 최종 결과로 선택하게 되고, 그 결과를 사용자에게 시각적으로 보여 주게 된다.

본 장에서는 3차원 모델간의 형상 유사성 평가에 사용되는 기본적인 특성들과 속도들, 그리고 유사성 평가를 위한 시스템의 전반적인 구조를 살펴 본다. 또한 이를 기반으로 하여 최근의 3차원 모델의 형상 유사성 평가 시스템들의 성능을 비교 분석하기 위한 기준을 제시한다.

3.1 유사성 평가에 대한 특성

본 절에서는 형상 비교를 위한 기본적인 특성들을 알아보고, Veltkamp[17]가 소개한 형상 평가에 대한 기하학적 특성들을 토대로 하여 최적의 유사성 평가 결과를 얻기 위한 조건들을 살펴 본다.

형상의 유사성 평가는 형상 매칭(shape matching)에 있어서 필수적이다. 형상 매칭은 의료 분야의 3차원 정합[24]과 분자 생물학 분야의 분자 결합(molecular docking)[25] 등 다양한 연구 분야에서 문제 해결의 해법으로써 유용하게 사용되고 있다. 이러한 기술은 다양한 형태의 문제들로서 세분화될 수 있다. 두 형상간의 비 유사 정도를 계산하는 문제, 두 형상간의 비 유사 정도가 주어진 임계치에 비하여 더 작은지를 결정하는 문제, 변형된 형상과 변형되지 않은 형상간의 비 유사 정도가 주어진 임계치에 비하여 더 작은 변환이 존재하는지를 결정하는 문제, 변형된 형상과 변형되지 않은 형상간의 비 유사 정도를 최소화하는 변환을 찾는 최적화 문제, 마지막으로 두 형상간의 비 유사 정도가 최소 비 유사 정도로부터 구체적인 값 안에 포함되도록 하는 변환을 찾는 근사 최적화 문제가 그것들이다. <표 3>은 형상의 유사성 평가에 사용되는 일반적인 특성들을 정리한 것이다. <표 3>에서 A, B, C는 서로 다른 형상들을 표현하

고, d 는 거리 함수(distance function)를 나타낸다.

〈표 3〉 유사성 평가의 특성과 필요 조건

특 성	필 요 조 건
비 음성 (non-negativity)	$d(A, B) \geq 0$ (형상 A와 B의 거리값은 절대 음수가 나오지 않음)
삼각부등식 (triangle inequality)	$d(A, B) + d(B, C) \geq d(A, C)$
유일성 (uniqueness)	$d(A, B) = 0$ (A와 B가 같음을 의미함)
동일성(identity)	$d(A, A) = 0$ (모든 형상 A에 대하여)
대칭성(symmetry)	$d(A, B) = d(B, A)$
불변성(invariance)	$d(g(A), g(B)) = d(A, B)$ (g 는 변환함수 집합(G)의 요소)
결함 강인성 (crack robustness)	$A - U = B - U$ 는 $d(A, B) < \epsilon$ 임을 의미함 ($\epsilon > 0$, U는 결함 x 에 이웃한 나머지 형상 부분)

3.2 유사성 평가에 대한 측도

3차원 형상 모델간의 유사 정도를 정량적으로 측정하기 위해서는 모델의 형태에 가장 적합한 유사성 함수(similarity function)를 결정해야 한다. 즉 유사성 함수는 형상 모델간의 유사 부분을 정확하게 판단하고, 잡음과 여러 기하학적 변환들(회전, 스케일, 투영, 반사, 이동)에 강인한 특성을 가지며, 유사 정도를 고속으로 계산할 수 있어야 한다. 〈표 4〉는 이상적인 측도(metric)의 조건을 보여준다.

〈표 4〉 이상적 측도의 조건

특 성	설 명
비-음성	모든 A, B간의 비 유사 정도는 0보다 크거나 같음
삼각부등식	공통된 B를 포함하여 계산되는 A와 C의 비 유사 정도의 합은 B를 포함하지 않는 A와 C의 비 유사 정도보다 크거나 같음
유일성	모든 A, B간의 비 유사 정도가 0이면, A와 B는 같음
불변성	모든 A, B는 위치에 상관없이 동일한 비 유사 정도를 가짐

3.2.1 이산적 측도(Discrete Metric)

이산적 측도는 어파인 변환이나 일반적인 동형성에 대하여 불변적 특성을 갖는다. 이산적 측도의 정의는 식 (1)과 같다. 이 측도의 단점은 활용 가능한 유용한 특성들이 부족하다는 것이다. 예를 들어서 형상 A'의 구축을 위하여 형상 A가 약간의 찌그러졌다면, 식 (1)에 의하여, 이산적 측도 $d(A, A')$ 의 값은 이미 최대인 1이 될 것이다. 이러한 이유로 형상의 유사한 정도를 판별하는데 적합하지 않다.

$$d(A, B) = \begin{cases} 0 & (\text{만약 } A \text{와 } B \text{가 같다면}) \\ 1 & (\text{그렇지 않다면}) \end{cases} \quad (1)$$

3.2.2 L_p 거리, 민코스키 거리(L_p Distances, Minkowski Distance)

많은 형상 비교 시스템들이 측도로서 두 점들 사이의 거

리인 L_p 거리, 즉 민코스키 거리를 사용하고 있다. 식 (2)는 L_p 를 정의한 것이다. L_p 거리 값은 1보다 크거나 같을 경우에만 측도로서의 의미를 갖는다. 식 (2)에서 p 의 값이 2인 경우를 특별히 유클리디언 거리(euclidean distance)라 하며, p 의 값이 무한대인 경우 L_p 거리값은 $\max_i(|x_i - y_i|)$ 가 된다.

$$L_p(x, y) = (\sum_{i=0}^k |x_i - y_i|^p)^{1/p} \quad (2)$$

3.2.3 하우스도르프 거리(Hausdorff Distance)

두 형상에 대한 정점 집합들의 크기가 서로 다른 경우, 모든 정점들이 일 대 일로 대응되지는 않는다. 이러한 경우에 사용하는 측도가 바로 하우스도르프 거리이다. X를 위상 공간이라 할 때, X에 포함되는 비교 대상이 되는 형상들 위에 존재하는 임의의 서로 다른 두 점 x, y 에 대하여 x 에 인접한 U와 y 에 인접한 V의 교집합이 공집합인, 즉 서로 소(disjoint)인 인접 관계가 존재할 때 위상 공간 X를 하우스도르프 공간이라 하고 이런 조건을 만족하는 점 x 와 y 사이의 거리를 하우스도르프 거리라 한다. 식 (3)은 하우스도르프 거리의 정의이다. 또한 식 (3)에서의 $h(A, B)$ 를 개별적으로 방향성 하우스도르프 거리(directed hausdorff distance)라고 한다. 형상 A와 B가 있을 때, 하우스도르프 거리는 크게 두 단계를 거쳐 이루어 진다. 첫째, 한 형상(B)을 고정시키고 다른 형상(A)을 고정시킨 형상에 공간적으로 가장 많은 부분을 공유할 수 있도록 재배치 한다. 둘째, 공유된 영역으로부터 가장 먼 거리에 있는 점을 결정함으로써 하우스도르프 거리를 구하게 된다. 하우스도르프 거리는 높은 시간 복잡도 문제를 가지며, 잡음에 매우 민감하게 반응한다는 한계점이 있다. 식 (3)에 제시되어 있는 max 연산자 때문에, 하우스도르프 거리는 비교되는 형상들의 정점 집합들간의 잘못 정합된 쌍들에 민감하게 반응하게 된다. 잡음 민감성을 제거하기 위하여 부분적 하우스도르프 거리에서는 식 (3)의 max 연산자 대신에 분위수(quantile) 연산자를 사용한다. 즉 최대값보다는 k 번째 순위에 있는 값을 방향성 거리값(directed distance)로 사용한 것이 바로 부분적 하우스도르프 거리(partial hausdorff distance)가 된다. 방향성 부분적 하우스도르프 거리의 정의는 식 (4)에 제시되어 있다. 식 (4)의 $h_k(A, B)$ 를 $h(A, B)$ 에 적용한 식이 부분적 하우스도르프 거리가 된다.

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A))$$

where 형상 $A = \{a_1, \dots, a_m\}, B = \{b_1, \dots, b_m\}$, (3)

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\|$$

$$h_k(A, B) = \min_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (4)$$

3.2.4 터닝 함수 거리(Turning Function Distance)

누적 각도 함수(cumulative angle function)라고도 하는 다각형 A의 터닝 함수 거리 θ_A 는 호의 길이 s 의 함수로서,

반 시계 방향의 접선과 x축 사이의 각도를 이용한다. Arkin [26]은 다각형들의 형상 비교의 측도로 터닝 함수를 사용하였다. 우선 비교 대상이 되는 다각형들이 동일한 주변 길이를 갖도록 크기 정규화를 하고, 다각형 A와 B에 대한 비유사 정도를 θ_A 와 θ_B 를 적용한 함수 공간에 대한 L_p 측도를 통하여 구한다. 식 (5)는 두 다각형 A와 B의 터닝 함수 거리를 구하는 계산식을 나타낸다.

$$d(A, B) = \left(\int |\theta_A(s) - \theta_B(s)|^p ds \right)^{1/p} \quad (5)$$

3.2.5 시그네처 함수 거리(Signature Function Distance)

곡선의 모든 점에서 정의되는 시그네처 함수 거리는 각 점에서의 접선으로부터 수직인 맞은편 정점까지의 거리이다. 시그네처 함수는 여러 변환(이동, 회전, 스케일)의 조합으로 구성되는 변화에 불변적 특성을 보인다.

3.2.6 반사 거리(Reflection Distance)

반사 측도(reflection metric)는 평면상에 존재하는 여러 곡선들에 대하여 정의되는 어파인-불변적 특성(affine-invariant property)을 갖는다. 식 (6)은 반사 측도와 관련된 함수들의 정의를 나타낸다. 식 (6)에서 visibility star V_A^x 는 A의 점들을 연결하는 라인 단편들의 집합으로서 정의되며, reflection star R_A^x 는 x에서의 반사 영역을 갖는 V_A^x 를 교차함으로써 정의된다. 함수 ρ_A 는 각 점에서의 reflection star 영역이 된다. 형상 A와 B사이의 반사 측도는 함수 ρ_A 와 ρ_B 간의 정규화된 차이로 정의할 수 있다. 반사 측도는 모든 어파인 변환들에 불변적인 유사성 평가 결과를 가져온다. 또한 변형, 흐릿함, 결함, 잡음 등에 강인함을 보인다.

$$d(A, B) = \frac{\int_{\mathbb{R}^2} |\rho_A(x) - \rho_B(x)| dx}{\int_{\mathbb{R}^2} \max(\rho_A(x), \rho_B(x)) dx}$$

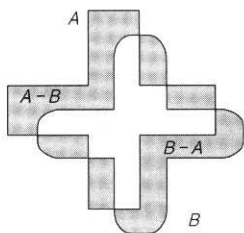
$$V_A^x = U\{\overline{xa} \mid a \in A \text{ and } A \cap \overline{xa} = \emptyset\}, \quad (6)$$

$$R_A^x = \{x + v \in \mathbb{R}^2 \mid x - v \in V_A^x \text{ and } x + v \in V_A^x\},$$

$$\rho_A(x) = \text{area}(R_A^x)$$

3.2.7 대칭적 차이의 면적(Area of Symmetric Difference)

대칭적 차이의 면적은 형상 A, B에 대한 면적 함수 $\text{area}((A - B) \cup (B - A))$ 로써 정의된다. (그림 1)은 대칭적 차이의 면적에 대한 예이다.



(그림 1) 대칭적 차이 면적의 예

3.3 유사성 평가 방법들의 비교 기준

3차원 모델간의 형상 유사성 평가 방법들을 비교 분석하기 위해서는 보편적으로 적용 가능한 기준들이 필요하다. 본 절에서는 Marr, Brady, Grimson[23, 28, 29]이 제시한 2차원 영상 기반의 형상 표현 방법에 대한 기준들을 토대로, 3차원 모델간의 형상 유사성을 비교하는 시스템 구성에 필수적인 모델의 표현 방법과 측정 방법 등의 종합적인 성능 평가 기준을 제시하고자 한다. 본 논문에서는 기존의 평가 기준에 포함되는 유일성, 강인성, 불변성에 최근에 개발된 3차원 형상 비교 시스템에 포함된 특징들을 반영하여 세 가지 추가 기준을 제시한다. 첫째, 다해상도 방법은 대량의 3차원 모델을 웹 상에서 점진적으로 처리하기 위하여 많이 사용된다. 최근의 3차원 형상 비교 시스템들이 웹을 기반으로 구현되고 있어 다해상도 방법을 채택하고 있다. 이러한 시스템들의 성능 평가를 위하여 본 논문에서는 다해상도를 평가 기준으로 채택하였다. 둘째, 효율성은 비교할 3차원 모델 데이터의 수가 많아짐에 따라 그 정보들을 얼마나 빠르고 정확하게 처리할 수 있는지를 평가하기 위한 기준이다. 마지막으로 비교 범위는 형상 비교를 위해 채택한 모델 표현 형태의 범위에 대한 기준이다. 대부분의 3차원 모델들은 다양한 소프트웨어와 하드웨어를 통하여 획득된다. 범용적인 형상 비교 시스템에서는 다양한 방식으로 획득된 모델들이 포함되어야 함으로 평가 기준으로 비교 범위를 채택하였다. <표 5>는 본 논문에서 채택한 형상 비교 방법들간의 성능 평가를 위해 사용한 기준들을 보여 준다.

<표 5> 논문에서 제시한 비교 평가 기준

평가 기준	세부 기준
유 일 성	기하학적 형상 표현법, 위상학적 형상 표현법
강 인 성	매쉬 조작 강인성
불 변 성	스케일 불변성, 방위 불변성, 기울임 불변성
다해상도	LOD 자료구조
효 율 성	공간 복잡도, 시간 복잡도, 정확성
비교 범위	모델 형태

<표 5>에서 제시한 유일성은 유사한 모델들을 정확히 구별할 수 있도록 해주는 3차원 모델 고유의 기하학적인 혹은 위상적인 형상 특징 보유 여부를 명시하는 특성이다. 강인성은 모델의 표현이 모델 구성 요소의 추가나 삭제 그리고 잡음 등에 강인함을 나타내는 특성으로 유사성 비교의 정확성에 큰 영향을 미친다. 불변성은 3차원 모델에 대한 스케일, 회전, 기울임 등의 변형에 대하여 영향을 받지 않는 특성을 의미한다. 다해상도는 특정 유사성 평가 알고리즘을 사용하여 다양한 모델 표현 레벨에서 동일한 결과를 얻을 수 있도록 하기 위한 모델의 구조이다. 효율성은 형상 비교 알고리즘의 수행 속도 및 공간 복잡도, 정확성에 관한 특성이다. 정확성의 경우에 제시되는 “precision”은 비교 대상이

되는 모델 그룹들 중에서 유사 결과의 검색에 사용된 입력 모델들의 비율이며, "recall"은 입력 모델들에 대하여 비교 대상이 되는 모델 그룹들 중에서 실제로 유사 결과들로 검색된 모델들의 비율이다. 그리고 "false negative"는 입력 모델과 유사하지 않은 결과를 표현한 것이다. 마지막으로 비교 범위는 3차원 형상 모델간의 유사성 평가 시스템의 성능 평가에 영향을 미치는 모델의 형태이다.

4. 3차원 모델의 형상 유사성 평가를 위한 접근 방법

본 장에서는 3차원 모델의 형상 유사성 평가에 대한 최근 연구들을 다해상도 기반, 위상 기하학 기반, 2차원 영상 기반, 통계학 기반의 네 가지 접근 방법으로 분류하여 그 특징들을 살펴 본다.

4.1 다해상도 기반의 형상 비교

유사성 평가 방법이 주로 응용되는 시스템에는 웹 환경 기반의 3차원 모델 검색 시스템들이 있다[30, 31]. 이러한 시스템들은 유사한 3차원 모델들을 정확하고 빠르게 검색하는 능력을 가져야 한다. 형상 비교를 위한 계산량은 모델들로부터 추출한 형상 특징들의 개수에 비례하게 된다. 즉 형상 비교의 속도 향상을 위해서는 형상 특징들의 개수를 줄여야 한다. 본 절에서는 시간 및 공간 복잡도를 줄이기 위하여 다양한 레벨에서의 유사성 평가를 지원하는 다해상도(multi-resolution) 기반의 방법을 이용한 Vranic[32]과 Suzuki[33]의 방법을 살펴본다.

Vranic[32]은 3차원 DFT(Discrete Fourier Transform) 기반의 다해상도 형상 표현자를 제안하였다. Vranic은 3차원 다각형 메시 모델을 입력으로 하여 3차원 DFT 기반의 형상 특징을 추출하였다. 3차원 DFT는 일반적인 형상 특징들이 갖는 이동, 회전, 스케일 등에 불변적이며, 게다가 다양한 단계의 형상 특징을 표현하는데 유용하다. LOD를 지원하는 형상 특징 추출을 위하여 Vranic은 bounding cube를 사용하여 3차원 형상 모델을 N^3 (N 은 2의 거듭제곱)개의 동일한 셀(cell)들로 복셀화(voxelization)하여 계층적인 형상 표현 구조인 8진 트리(octree)로 구성하고, 8진 트리로 구성된 모델에 대한 정보들을 공간 도메인(spatial domain)에서 모든 N^3 개의 셀들에 대하여 l_1 이나 l_2 Norm 함수를 이용하거나, 주파수 도메인(frequency domain)에서 N 보다 큰 셀들에 대하여 3D DFT를 적용하는 작업을 수행하였다. Vranic은 3차원 형상 모델의 8진 트리의 해상도를 결정하고 형상 특징의 LOD를 설정하기 위하여 주파수 도메인에서의 3차원 DFT의 적용 대상을 결정하는 값 N 을 사용하였다.

Suzuki[33]는 3차원 다각형 모델들에 대한 웹 기반의 검색 시스템을 발표하였다. Suzuki는 검색 요청을 신속하게 처리하기 위하여 모델에 대한 특징 표현자들의 개수를 줄이는

등가 등급(equivalence class) 그룹화 방법을 채택하였다. 이 방법은 검색 대상이 되는 3차원 다각형 모델들을 단일 입방체로 바꾸고, 그것을 동일한 크기를 갖는 그리드 셀들로 나눈다. 이렇게 구성된 각각의 그리드 셀들이 등가 등급에 기반하여 그룹화되는 것이다. Suzuki가 구현한 시스템에서는 343개의 그리드 셀들이 21개의 등가 등급 그룹들로 분류되었다. 각 등가 등급들은 셀의 위치에 의존하여 분류되며, 동일한 등가 등급 그룹에 포함되는 셀들은 서로 90도 간격의 회전 변환에 대하여 동일한 것으로 간주된다. 모델의 총 정점 개수에 대하여 각 등가 등급 그룹의 총 정점이 차지하는 비율을 계산하여, 최종 3차원 모델의 특징 표현자를 구하게 된다.

Vranic은 3차원 모델의 검색 시스템의 주요 과정을 세 단계로 분류하였다. 첫째는 포즈 정규화(pose normalization) 작업이고, 둘째는 특징 추출 과정, 셋째는 추출된 특징들의 집합으로부터 원하는 모델을 검색하는 과정이다. Vranic은 임의의 3차원 모델들을 canonical 좌표계 프레임으로 전환하여 크기 및 방위 정규화를 수행한다. 특징 벡터는 복셀화된 모델에 3차원 DFT를 적용함으로써 주파수 영역에서 표현된다. 최종적으로 데이터베이스로부터 이용 가능한 모든 모델들에서 입력 모델과 유사한 모델들을 검색하는 과정은 생성된 형상 특징들간의 거리인 l_1 이나 l_2 Norm 함수를 이용하여 수행된다. Vranic은 설계한 시스템의 성능 측정을 위하여 우선 채택한 형상 특징들의 차원을 172로 결정 한 후, 모델 검색 요청에 대한 평균 정확도와 결과 산출 정도를 계산하였다. 그 결과 공간적인 도메인을 이용한 복셀 기반의 형상 표현자보다 주파수 도메인의 3차원 DFT 기반의 형상 표현자들을 이용한 검색 시스템이 검색 요청에 대한 평균 정확도와 결과 산출 정도 면에서는 훨씬 좋은 성능을 보인 반면에 계산 수행 시간 복잡도는 높게 나타났다. Vranic이 제안한 3차원 DFT 기반의 형상 표현자는 삼각 메시 구조를 갖는 3차원 모델들의 공간적인 특성을 표현하는데 적합하고, 검색 시스템이 갖춰야 할 이파인 변환(이동, 회전, 스케일)등에 불변적이었으며, 형상 특징에 대한 다해상도 표현에 강인함을 보였다. 하지만 Vranic의 형상 표현자는 바운딩 입방체(bounding cube)를 사용하기 때문에 심한 굴곡을 갖는 모델들에 대하여 잘못된 결과가 나타날 수 있다는 문제점을 가졌다. 또한 Vranic이 형상 비교를 위하여 사용한 l_1 이나 l_2 Norm 함수는 3차원 DFT를 기반으로 한 형상 표현자에는 적합한 측도는 아니었다. 그래서 Vranic은 l_1 이나 l_2 Norm 함수 대신에 하우스도르프 거리 함수나 유사 측도를 위한 절충의 방법들을 사용한 측도 모델을 향후 과제로 제시하였다.

Suzuki가 구현한 시스템의 목적은 첫째로 웹 브라우저를 통한 즉각적인 검색 요청과 그에 따른 결과 출력, 둘째로 빠른 검색 계산 알고리즘을 설계하는 것, 그리고 마지막으로 통계적인 방법을 사용하여 사용자의 입력에 대한 경험적 정보를 반영하여 3차원 모델의 색 정보를 검색하는 것이었

다. Suzuki가 설계한 검색 시스템은 크게 사용자 요청에 대한 웹 페이지를 생성하는 웹 서버와 3차원 모델들과 요청에 의해 검색된 아이템들을 색인하는 데이터베이스 서버, 그리고 인터넷 상에 존재하는 3차원 모델들을 검색하고 가져오는 작업을 수행하는 스파이더(spider) 서버로 구성된다. 3차원 모델의 유사한 형상 검색을 위한 알고리즘은 총 다섯 단계를 거치게 된다. 첫째, PCA(Principal Component Analysis) 알고리즘을 사용하여 모델의 방위를 정규화(normalization)한다. 둘째, 정규화된 모델을 구성하는 다각형 면들을 삼각화하고, 셋째, 삼각화된 모델을 단일 입방체로 전환한 후 그 단일 입방체를 정해진 동일 크기의 그리드 셀들로 나누어서 각 셀들에 포함된 정점들의 개수를 계산한다. 넷째, 등가 등급에 따라서 그리드 셀들을 그룹화하고, 최종적으로 3차원 형상 모델의 특징 표현자들을 계산한다. Suzuki가 제시한 알고리즘은 형상 검색 시에 사용되는 특징 표현자들의 수를 감소시킴으로써 비교적 높은 정확도와 신속한 질의 처리 속도를 유지하였고, 메모리의 사용을 줄임으로써 공간 복잡도를 줄일 수 있었다. 반면에 이 시스템은 텍스처나 사운드 그리고 모션 등의 특정 데이터를 처리할 수 없다는 한계점을 가졌다.

4.2 위상 기하학 기반의 형상 비교

위상 기하학은 컴퓨터 그래픽스나 영상 분석 등의 분야에서 중요한 역할을 수행한다. 형상의 위상학적 특성들로는 형상을 구성하는 요소들간의 경계선과 연결성 그리고 통합성 등이 있다[34]. 이러한 특성은 다차원의 형상 도면을 표현하고 조작하는 등의 많은 부분에서 이용될 수 있다. 위상학적 특성을 갖는 형상의 대표적인 표현으로는 Reeb Graph [35]를 들 수 있다. Reeb Graph는 기본적으로 회전, 이동, 스케일과 같은 어파인 변환에 불변적이며, 메쉬 단순화나 서브디비전, 메쉬 재구성 등으로 인한 연결성 변화에 강인한 특성을 보인다. 또한 다중 해상도 구조를 갖기 때문에 LOD에 관련된 응용에 유용한 자료 구조이다.

Hilaga[15]는 3차원 다면체 모델들을 표현하는 MRG(Multi-resolutional Reeb Graph)들을 비교함으로써 빠르고, 정확히 그리고 자동적으로 유사성을 계산하는 방법을 제안하였다. 위상 기하학적 매칭(topology matching)이라 부르는 이 방법은 단순히 단면의 형태의 다각형 메쉬 모델들뿐만 아니라 단면이 없는 다각형 모델이나 구멍이 있는 모델들의 유사성을 평가하는데 유용하다. 위상학적 특성을 반영하는 MRG는 LOD 표현을 갖는 확장된 형태의 reeb graph 자료 구조이다. 따라서 MRG는 다해상도로 3차원 형상의 골격이나 위상 기하학적인 구조를 표현하는데 강점을 갖는다. 다해상도로 표현되는 MRG의 인접한 레벨의 Reeb Graph 노드들은 서로 부모-자식간의 관계를 형성하며, 또한 특정 단계의 reeb graph는 그것보다 상위 단계의 reeb graph의 모든 정보들을 포함한다. 따라서 이러한 특성을 보이는 MRG를 이용한 유사성 평가는 Coarse-to-Fine 방법으로 수행된

다. MRG는 3차원 형상 모델에 대한 연속 함수를 사용하여 생성된다. 그래서 어떠한 연속 함수를 사용하느냐에 따라서 MRG의 구조가 변화될 수 있다. 보통 사용상의 편리함으로 높이 함수(height function)가 연속 함수로 사용되지만, Hilaga는 유사성 평가에 있어서 어파인 변환에 불변적 특성을 보이는 측지적 거리(geodesic distance)를 연속 함수로 사용하였다.

Ip[36]은 형상 분포(shape distribution)를 기반으로 하여, CAD에 사용되는 3차원 솔리드 모델간의 유사 정도를 비교하는 방법을 제안하였다. Ip은 유사성 평가를 위하여 모델이 갖는 형상 정보와 위상 정보를 이용하였다. Osada[16]가 처음 제안한 형상 분포는 3차원 솔리드 모델의 형상 특성들에 대한 통계적 샘플링을 기반으로 한 3차원 모델을 2차원으로 특징화 하는 기술이다. Osada의 방법에서는 모델 표면상의 두 개의 정점 사이의 거리를 구하는 D2 함수를 형상 히스토그램 생성에 사용하였다. 이 방법은 전체 형상은 유사하지만 부분 형상에서 많은 차이를 보이는 모델들에 대하여, 예외적인 false negative 결과를 나타내는 문제점이 있었다. Ip은 기존 방법을 개선하기 위하여 기본적인 샘플링 절차에서 두 가지 방법을 제안하였다. 첫째는 형상 히스토그램 생성을 위한 D2 함수의 입력 정점쌍들의 세 가지 형태를 추가한 것이다. Ip은 Osada가 제안한 D2 함수 형태 외에도 모델의 내부에 존재하는 정점쌍으로 구해지는 D2 함수 형태와 모델의 외부에 존재하는 정점쌍으로 구해지는 D2 함수 형태 그리고 모델의 내부점과 외부점으로 이루어지는 정점쌍으로 구해지는 D2 함수 형태를 도입하였다. 두 번째 개선 사항은 상기에서 추가한 세 가지 D2 함수 형태에 의해 구해진 형상 분포들의 총 합이 100%가 되도록 각 분포들에 가중치를 부여한 것이다. 이렇게 함으로써 가중치를 부여한 형상 비교가 가능해졌고 단순한 전반적인 형상 비교 결과에 대한 조절을 가능케 하였다.

Hilaga는 위상 기하학적 매칭의 주요 목적을 세 가지로 두었다. 첫째는 모델링을 위한 3차원 형상 모델의 검색이고, 둘째는 웹 환경을 통한 자동적인 3차원 형상 모델의 검색이며, 세 번째는 전자 상거래에 사용되는 3차원 형상 모델의 분류이다. 이러한 목적을 위하여 3차원 형상 표현자로서 MRG를 채택하였고, 유사성 평가의 계산적인 부분을 처리하기 위하여 측지적 거리를 측도로 채택하였다. Hilaga는 계산 비용이 높은 측지적 거리에 Dijkstra 알고리즘을 적용한 근사 방법을 제안하였다. 형상 비교는 크게 두 단계로 이루어진다. 첫째로 3차원 형상 모델에 대한 MRG를 생성하는 것이고, 둘째로 생성된 MRG를 이용하여 3차원 모델에 대한 유사성을 평가하는 것이다. MRG를 표현하는 기본 요소들은 <표 6>에 제시되어 있다. MRG를 생성하는 과정은 다음과 같다. ① 우선 형상을 표현하는 범위 μ_n 을 K개의 μ_n 으로 분할한다. ② 분할된 세부 μ_n 경계선을 포함하는 두 정점들을 찾아 분할하여 새로운 정점을 생성한다. ③ T-set을 구성한다. ④ R-Node들을 R-Edge들로 연결한다. ⑤

최종적으로 Fine-to-Coarse 법칙에 따라서 MRG를 구성한다. 유사성 평가는 구축된 MRG를 최상위 부모 단계로부터 최하위 자식 단계까지 순회하면서 다단계로 이루어진다. 각 MRG 노드들은 넓이와 길이 특성들을 포함하고 있고, 비교 대상이 되는 모델들의 이러한 특성들에 대한 차이를 계산하여 유사성 평가를 수행하게 된다. Hilaga가 제안한 형상 비교 시스템은 모델에 대한 정규화가 필요없고, 비교적 정확한 위상 기하학적 특성을 반영한 형상 비교를 수행하지만 모델의 오른쪽과 왼쪽을 구별하지 못하며, 형상 표현자를 생성하고 비교 작업을 수행하는데 소요되는 시간이 기존의 형상 비교 시스템들에 비하여 오래 걸린다는 단점이 있다.

〈표 6〉 MRG를 표현하는 기본 요소들

구성 요소	설 명
R-Node	Multi-resolutional Reeb Graph를 구성하는 노드들
R-Edge	R-Node들을 연결하는 에지들
T-Set	한 영역을 구성하는 연결된 삼각형들의 집합
μ_n -Range	R-Node나 T-Set에 관련된 μ_n 의 범위

Ip은 일반적으로 사용되는 CAD 시스템들로부터 생성되는 3차원 솔리드 모델들에 대한 형상 비교 시스템을 설계 및 구현하였다. 형상 분포를 이용한 매칭 작업은 다음의 네 단계로 이루어진다. 첫째 형상 함수를 채택하고, 둘째 수행하는 작업은 3차원 형상 모델들의 표면 정점들을 임의로 샘플링한다. 셋째, 샘플링된 정점 집합들로부터 형상 분포 히스토그램을 계산하고, 마지막으로 민코스키(Minkowski) L_N , earth mover의 거리함수를 사용하여 형상 분포 히스토그램들을 비교함으로써 형상간의 유사 정도를 평가하게 된다. Ip이 제안한 형상 분포 기반의 3차원 솔리드 모델 비교 시스템은 상용 CAD 시스템에 의해 생성된 모델에도 좋은 결과를 보였다. 하지만 계산 복잡도와 같은 시스템의 성능 분석 결과를 제공하지는 않고 있다.

4.3 2차원 영상 기반의 형상 비교

2차원 영상은 패턴 인식과 영상 검색 등의 분야에서 많이 이용되고 있다. 최근에는 3차원 데이터의 보편화와 더불어, 2차원 영상과 3차원 표현을 복합시킨 3차원 모델간 형상 비교 방법들이 발표되고 있다.

Cyr[22]는 3차원 모델의 투영된 형상들간의 거리를 측정하는 유사성에 대한 2차원 형상 측도를 사용하여 3차원 형상 모델의 유사성을 평가하는 방법을 제안하였다. Cyr는 3차원 모델을 다양한 뷰포인트에서 투영시킨 2차원 영상 집합으로부터 aspect graph를 사용하여 3차원 모델을 표현하는데 적합한 대표적인 영상들만을 샘플링하였다. 이렇게 추출된 형상 특징들은 shock graph와 curve 매칭 측도를 이용한 유사성 평가에 사용된다. aspect graph는 일반적인 그래프 자료 구조와 마찬가지로 노드와 에지로 구성된다. 각

노드는 유사 영상들을 대표하는 그룹을 표현하고, 에지는 시각적인 변화에 따른 그룹간의 전이를 표현한다. aspect graph의 생성은 세 단계로 진행된다. 첫째로 역투영(back projection)을 이용하여 3차원 형상에 대한 투영 영상 집합을 구성하고, 둘째로 유사성 측도를 사용하여 유사한 형태를 갖는 영상들을 그룹화한다. 마지막으로 유사하다고 표시된 영상들을 결합함으로써 aspect graph를 생성하게 된다.

Funkhouser[30]는 2차원 스케치 영상을 3차원 형상 모델 검색의 부분적 키워드로 사용한 검색 시스템을 설계하고 구현하였다. Funkhouser는 2차원 스케치 인터페이스를 통하여 2차원의 스케치 영상을 획득하였다. Funkhouser는 총 3개의 2차원 뷰(front, side, top)들을 스케치 인터페이스로 제공하여 2차원 스케치 질의를 얻고, 그 질의와 3차원 모델들을 투영하여 얻은 영상들간의 유사 정도를 계산하여 가장 일치하는 모델들을 검색하도록 하였다. 하지만 투영된 3차원 모델들의 외곽선 정보는 자주 사용자 입력에 의하여 끊어지는 현상이 발생한다. 이러한 영상들은 외곽선 기반의 매칭 알고리즘의 성능을 저하시키는 원인이 된다. Funkhouser는 이러한 문제점들을 해결하기 위하여 영상 매칭 알고리즘을 사용하여 스케치와 투영 영상간의 비교 작업을 수행하였다. 영상 매칭 알고리즘은 spherical harmonics를 이용하여 모델의 방위를 정규화하거나 모델 분해 조각 없이, 정확성을 갖는 유사성 평가 결과를 얻도록 해준다.

Cyr가 제안한 시스템은 2차원의 대표 영상들을 형상 비교의 표현자들로 사용함으로써 속도와 정확도에 있어서 향상을 가져왔다. 하지만 실험을 통하여 예외적인 유사성 평가 결과가 나오기도 하였으며, Shock Graph 측도 계산에 있어서의 시간 복잡도가 높았다.

Funkhouser가 설계한 시스템은 크게 네 가지 절차를 거치게 된다. 첫 번째 Crawler를 통하여 웹 상의 3차원 모델 데이터베이스를 구축하고, 두 번째로 3차원 모델들을 효과적으로 검색하기 위한 텍스트와 형상 질의 기반의 색인을 구성한다. 세 번째로 텍스트 키워드와 2차원 스케치 영상 그리고 3차원 스케치 등을 이용한 질의 인터페이스(query interface)를 이용하여 질의를 수행하고, 마지막으로 각각의 사용자 질의에 대하여 데이터베이스에 존재하는 모델들 중에서 가장 일치하는 16개의 모델들을 찾는 매칭 작업을 수행한다. Funkhouser가 사용한 영상 매칭 알고리즘은 기존의 형상 매칭 방법들에 비하여 precision 및 recall 수치면에서 46~245%정도의 높은 성능을 보여 주었다. 이 알고리즘을 통하여 2만개의 모델을 포함한 데이터베이스로부터 약 1초 안에 원하는 모델 질의 결과를 얻을 수 있을 만큼의 검색 성능을 얻을 수 있었다.

4.4 통계학 기반의 형상 비교

현재 사용되고 있는 많은 삼각 메쉬 모델들은 주로 모델의 기하학적 정보와 외형적 특성들을 포함한다. 하지만 이러한 표현은 삼각 메쉬 자체만으로는 3차원 모델의 위상

기하학적 특성을 표현할 수 없다. 이러한 제약 사항은 결국 보편적으로 이용 가능한 3차원 모델을 전반에 대한 연구들을 어렵게 한다. 특히 3차원 모델간의 형상 유사성을 평가하는 대부분의 연구들의 경우에는 이러한 제약사항을 극복하기 위하여 삼각 메쉬 모델들의 기하학적 특성에 모델의 위상학적 특성을 표현할 수 있는 독특한 자료 구조를 설계하여 사용하였다. 최근에는 통계학을 기반으로 하는 3차원 형상 모델의 표현자를 사용하여 단순한 외형적 특성뿐만 아니라 모델을 구성하는 요소간의 관계를 반영한 위상 기하학적 특성을 복합적으로 이용한 3차원 모델에 대한 형상 비교 연구가 이루어지고 있다.

Ankerst[37]는 3차원 형상 모델의 유사성 평가 시스템의 설계를 위하여 공간상에 존재하는 복잡한 3차원 형상 모델을 직관적으로 표현이 가능하고 위상에 대하여 이산적인 특성을 갖는 형상 히스토그램과 거리 함수인 quadratic form distance function을 제안하였다. 일반적으로 히스토그램은 3차원 모델이 존재하는 공간의 분할에 기반한다. 이렇게 분할된 각 셀들은 히스토그램의 저장공간(bin)에 해당한다. Ankerst는 3차원 형상 히스토그램을 생성하기 위하여 3개의 공간 분할 기법인 셸 모델(shell model), 섹터 모델(sector model), 스파이더웹 모델(spiderweb model)을 채택하였다. 히스토그램 생성 이전에 모델의 위치 정규화가 수행된다. 모델의 중심을 공유하며 원의 형태로 분할되는 3차원 셸 모델은 특히 3차원 모델의 회전 변환에 불변적인 특성을 갖는 표현이다. 섹터 모델은 분할 이전에, 모델을 구성하는 특정 개수의 정점들이 구의 표면 상에 일양 분포(uniform distribution)로 배치되도록 정점들을 재배치한 후, 새롭게 정의된 정점들에 대하여 voronoi diagram을 적용하여 모델이 배치되어 있는 공간을 적절히 분할하도록 해준다. 스파이더웹 모델은 셸 모델과 섹터 모델을 혼합하여 적용한 형태로서 셸 모델이나 섹터 모델 자체가 갖는 정보보다 더 많은 정보들을 표현해 준다.

Osada[16]는 형상 분포를 이용하여 3차원 모델에 대한 형상 유사성 평가 시스템을 개발하였다. 형상 분포는 3차원의 메쉬 모델의 임의의 정점들을 이용하여 간결한 매개 변수형 함수로 표현해준다. 이렇게 표현된 함수들은 유사성 평가를 위한 L_n Norm 측도의 평가 대상 값들로 사용된다. Osada는 총 5개의 형상 함수(A3, D1, D2, D3, D4)들을 사용하여 유사성 평가의 거리값들을 생성하였다. A3는 각도, D1과 D2는 직선거리, D3는 면적, D4는 부피를 측정한다. Osada는 유사성 평가 실험을 통하여 D2 형상 함수가 가장 좋은 결과를 가져옴을 확인하였다.

Ankerst가 제안한 유사성 평가 시스템에서는 3차원 모델들의 형상 히스토그램을 생성한 후, quadratic form 거리 함수를 측도로 유사성을 측정하였다. 유클리드 거리 함수는 Ankerst가 제안한 섹터 모델로부터 생성된 형상 히스토그램에서 이웃하는 섹터에 대한 인접성을 유사성 평가에 반영할 수 없다는 문제점이 있었다. 바로 이러한 부분을 보완

한 것이 quadratic form 거리 함수인 것이다. Ankerst는 유사성 평가 모델과 더불어 3차원 모델에 대한 효과적인 질의 처리를 위하여 다중 단계의 질의 처리 알고리즘을 제안하였다. 다중 단계의 질의 처리 알고리즘은 크게 필터 단계와 보정 단계로 구성된다. 필터 단계에서는 질의에 사용되는 모델들의 필터 거리가 증가하는 순서대로 정렬하여 정해진 수의 모델들만을 세밀한 유사성 평가에 사용하도록 하였고, 보정 단계에서는 필터 단계로부터 전달되는 최소 유사성 비교 후보자들로부터 정확한 유사성 평가를 반영하게 된다. 이러한 과정을 거침으로써 질의를 처리하는 속도 면에서 큰 효과를 볼 수 있었다.

Osada의 시스템은 형상 분포를 이용한 랜덤 샘플링을 통하여 유사성 평가를 위한 형상 표현들을 획득한다. 이 시스템은 수천 개의 폴리곤으로 구성된 모델들로부터 10초안에 모델 형상 표현을 생성하고, 두 모델간의 유사성 측정이 0.01초 안에 수행될 수 있을 정도로 처리 속도가 비교적 빠르다. 또한 불변성과 강인성을 지니고 있기 때문에 3차원 모델을 구성하는 메쉬들에서 나타날 수 있는 잡음이나 쪼개짐, 삽입과 지워짐 등의 현상에 강인하며, 어파인 변환(회전, 이동, 스케일)에 불변적인 유사성 평가 결과를 보여준다. 그리고 이 시스템에서 채택하고 있는 형상 분포는 3차원 모델의 기하학적 특성을 측정하는 형상 함수로부터 샘플링 되는 형상 히스토그램으로서 기존의 형상 비교 시에 수행해야 하는 포즈 정규화, 특성 대응, 모델 맞춤 등의 문제를 확률 분포의 문제로 축소시킬 수 있다는 특징을 갖는다. 하지만 이 시스템은 데이터베이스에 등록된 모델들의 특성에 의존적이기 때문에, 기존의 다른 시스템들과의 비교 평가가 어렵다는 점이 있다. Osada는 추후 연구로 다른 형상 비교 시스템들과의 성능 비교 분석을 통한 시스템의 벤치마킹(benchmarking)을 수행하고, 그에 따른 결과를 통하여 좀 더 효과적인 시스템 개발을 제시하였다.

4.5 평가 기준에 의한 비교 결과

본 절에서는 3.3절에서 제시한 평가 기준을 근거로, 최근의 형상 비교 시스템들간의 성능을 비교, 분석하고 그 결과들을 정리한다.

유일성에서는 위상 기하학을 기반으로 하는 Hilaga와 Ip의 시스템이 기하 표현과 위상 표현에 강점을 보였다. 메쉬의 삽입, 삭제 및 잡음 등에 대한 강인성에서는 Hilaga와 Osada의 시스템이 좋은 성능을 보였다. 또한 스케일과 방위에 대한 불변성에서는 모든 시스템들에서 만족스런 결과를 보였다. 그리고 Vranic과 Suzuki, Hilaga의 시스템에서는 다해상도 표현을 채택하여 형상 유사성 계산을 위한 다양한 표현들을 적용하였다. 효율성의 경우 비교 대상이 되었던 시스템들 대부분이 정확성과 속도, 그리고 메모리 부분에서 나름대로의 기준을 통하여 실험 결과를 제시하고 있어서, 공통적인 성능 비교가 어려웠다. 하지만 대부분의 시스템들이 웹 기반의 검색 인터페이스와 데이터베이스를 시

〈표 7〉 형상 유사성 평가 방법의 비교 결과 접근방법

접근방법 비교기준		다해상도 기반 방법		위상 기하학 기반 방법		2차원 영상 기반 방법		통계학 기반 방법	
		Vranic	Suzuki	Hilaga	Ip	Cyr	Funkhouser	Ankerst	Osada
유일성	기 하 표현	지원(3차원) • Octree 사용	지원(3차원) • 복셀화 사용	지원(3차원)	지원(3차원) • 형상분포 사용	지원(2차원) • Aspect Graph 사용	지원(2, 3차원) • 2D 스케치 사용 • 3D 스케치 사용 • spherical harmonics 사용	지원(3차원) • 공간분할기법 사용 • voronoi diagram 사용	지원(3차원) • 형상분포 사용
	위 상 표현	지원 없음	지원 없음	지원(3차원) • Reeb Graph 사용	지원(3차원) • 변형된 D2 함수 사용	지원 없음	지원 없음	지원 없음	지원 없음
강인성	메쉬 조작	강인 없음	강인 없음	강인(메쉬 단순화, 서브디비전에 대해)	강인(메쉬 이동에 대해)	강인(메쉬 삽입 및 메쉬 삭제에 대해)	강인 없음	강인 없음 (메쉬표현 사용없음)	강인(메쉬삭제, 삽입 등에 대해)
불변성	스케인	불 변	불 변	불변	불 변	불 변	불 변	불 변	불 변
	방 위	불 변	불 변	부분적 불변 • 좌우대칭 관별불가	불 변	고려 없음	불 변	불 변	불 변
다해상도	3D DFT 사용		Equivalence Group 사용	MRG 사용	지원 없음	지원 없음	지원 없음	지원 없음	지원 없음
효율성	정 확 성	• 평균 recall : 52% • 평균 precision : 69% • 평균 10356 meshes/1 model	• 평균 recall : 68% • 평균 precision : 77%	비교적 정확 • 평균 20000 meshes/1 model	비교적 정확	예외적 false negative 발생	• Osada보다 약46% ↑ • Ankerst보다 약 60% ↑ • 평균 3500 meshes/1 model	약 90%의 정확도	약 60%의 정확도 • 평균 7000 meshes/1 model
	속 도	• 형상특징추출 : 느림 • 비교속도 : 빠름 • 웹 검색 : 빠름 • DB : 1830개 모델 포함	• 형상특징추출 : 느림 • 비교속도 : 빠름 • 웹 검색 : 빠름 • DB : 1500개 모델 포함	• 형상특징추출 : 느림 • 비교속도 : 느림 (약 20 models/sec)	• 제공 없음 • DB : 1094개 모델 포함	• 비교속도 : 느림 (약 0.003 model/sec) • DB : 65개 모델 포함	• 비교속도 : 빠름 (약 20000 models/sec) • 웹 검색 : 빠름 • DB : 1890개 모델 포함	• 비교속도 빠름 (필터링, 쿼리 사용) (약 5000models/sec) • DB : 3422개 모델 포함	• 비교속도 : 빠름 (10 models/sec) • DB : 133개 모델 포함
	메모리	효율(샘플링 적용)	효율(형상특징에 대하여 압축 적용)	효 율	효율(랜덤샘플링)	비효율	효 율	비효율	효 율
비교 범위	단혀진 메쉬모델	단혀진 메쉬모델, 모델 색상	단혀진 메쉬모델 (구멍 포함)	CAD용 솔리드 모델 (구멍 포함)	단혀진 메쉬모델 (구멍 포함)	단혀진 메쉬모델 (구멍 포함)	surface point cloud	단혀진 메쉬 모델 (구멍 포함)	
장 점	• 웹 기반 검색 지원 • LOD 기반검색에 강인	• 웹 기반 검색 지원 • 빠른 검색 속도 • 모델색상검색 지원	• 기하, 위상 정보의 특성 반영	• 기하, 위상 정보의 특성 반영 • 다양한 CAD 모델에 적용 가능	• 최적 유사모델의 색시 유용	• 웹 기반 검색 지원 • 다양한 검색조건 (2D, 3D, 텍스트)	• 부분적 형상 비교 가능(공간분할기법) • 속도가 빠름(필터링기법)	• 비교를 위한 전처리 작업축소 (확률분포사용) • 속도가 빠름	
단 점	• 심한굴곡의 모델에 부적합 • 부분적 비교 불가능 • 계산복잡도 높음	• 부분적 비교 불가능	• 대칭구조 판별 불가능 • 비교속도 느림	• 복잡도에 관한 분석결과 없음	• 계산 복잡도 높음 • 예외적 false negative 발생	• 부분적 형상비교 불가능 • 위상정보 지원없음	• 메쉬모델의 직접적 유사성 평가 안됨 • 질의에 대한 피드백기능 부족	• 부분적 비교 부정확	

스텝의 기본 컴포넌트들로 포함하고 있어, 비교적 정확하고, 빠른 유사성 평가 결과를 보였다. 특히 Funkhouser의 시스템은 효율적인 3차원 모델 검색을 위하여 텍스트와 2D 스케치, 3D 스케치, 그리고 3차원 모델로부터 추출하게 되는 spherical harmonics 등의 다양한 키워드를 사용하는 특징과 함께, 1초에 약 2만개의 모델로부터 유사성 평가를 할 수 있을 정도의 빠른 속도를 보여주었다. 비교 범위에 있어서는 대부분의 시스템들이 닫혀진 메쉬 형태의 모델들을 비교 범위로 삼고 있었다. 다만 Hilaga, Ip, Funkhouser, Osada의 시스템에서는 구멍이 있는 닫혀진 형태의 모델들을 유사성 평가에 사용하였다. <표 7>은 형상 유사성 평가 방법들의 자세한 비교 결과를 보여 준다.

5. 결 론

본 논문에서는 3차원 형상 비교 방법들의 성능을 평가하기 위하여 여섯 가지의 평가 기준으로 유일성, 강인성, 불변성, 다해상도, 효율성, 비교 범위를 제시하였다. 4장에서 소개했던 대부분의 연구들은 유일성, 강인성, 불변성, 비교 범위, 그리고 효율성을 만족시키는 유사성 평가 결과를 보여주었다. 특히 Vranic[32]과 Suzuki[33]의 연구에서는 다해상도 기반의 형상 비교 방법을 채택함으로써 유사성 평가에 대한 계산량을 효과적으로 감소시켰다. 하지만 이러한 방법들은 다해상도 기반의 모델 표현을 위한 자료 구조 구축을 위한 전처리 시간으로 인하여 전체 유사성 평가에 소요되는 시간은 증가하였다. 또한 Hilaga[15], Ip[36]이 채택한 위상 기하학 기반의 유사성 평가 방법들에서는 3차원 모델의 전반적인 형상의 유사성 평가뿐만 아니라 모델의 부분적인 형상적 특성을 반영한 유사성 평가에도 강인한 결과를 보였다. 하지만 이 방법들은 완전한 메쉬 구조를 갖는 모

델을 사용한다는 제약사항을 가졌다. Cyr[22]와 Funkhouser [30]가 제시한 2차원 영상 기반의 방법들은 기존의 영상 처리 연구들을 사용하여 다양한 뷰포인트에서의 형상 특징을 유사성 평가에 적용하였고, 2차원 영상을 이용하면서 발생할 수 있는 시간 및 공간 복잡도를 Aspect Graph 등과 같은 대표 뷰포인트를 도입함으로써 효율적인 유사성 평가 결과를 보여 주었다. 하지만 대량의 모델 데이터들을 유사성 평가에 사용함으로써 선형적인 시간 및 공간 복잡도를 가져온다는 한계점을 지녔다. Ankerst[37]와 Osada[16]가 제안한 통계학 기반의 형상 비교 방법들은, 포즈 정규화 작업 없이 다양한 형태의 모델들을 유사성 평가 대상으로 사용할 수 있고, 어파인 변환이나 모델의 잡음 등에 강인한 유사성 평가 결과를 보인다는 장점이 있다. 또한 공간 분할 기법 등을 사용하여 일반적인 통계학 기반의 형상 비교 방법들이 모델의 국지적인 형상 특징을 반영하지 못한다는 한계점을 해결하였다.

최근의 3차원 형상 비교 시스템들을 비교하고 분석한 결과를 정리하면 세 가지 주요 경향을 살펴 볼 수 있다. 첫째, 모델 표현의 다양화로 기하 및 위상 표현을 복합적으로 반영하여 비교 대상이 되는 모델의 범위를 확대하고 있다. 둘째, 유사성 평가의 정확성이나 속도의 성능을 높이기 위하여 다양한 확률적인 방법들을 도입하고 있다. 셋째, 3차원 모델의 전체적 형상 유사성에 초점을 두고 있다. 이러한 주요 경향으로 볼 때, 향후 연구들에서는 첫째, 3차원 모델의 전체적 형상뿐만 아니라 부분적 형상에 대한 유사성 계산을 위한 알고리즘과 일반적인 모델들을 대상으로 하여 기하학적, 위상학적 형상 특징 이외에도 색상, 텍스처 등을 고려한 비교 방법이 필요하다. 둘째, 일 대 일 모델간 형상 비교의 정확성을 향상시키는 방향과 더불어 그룹 대 그룹에 대한 형상 비교 시스템으로의 확장 또한 필요하다. 마지막으로 분자 생물학에서 신약 개발을 위한 분자간 결합 구조의 규명, 의학 분야에서 인체 장기의 변형 정도를 기반으로 한 질환 정도의 측정, 웹 상의 대량의 3차원 모델 데이터베이스 검색 등의 새로운 응용 분야에의 적용이 향후 연구로 제시되어야 한다.

참 고 문 헌

- [1] Helen M. Berman and John Westbrook and Zukang Feng and Gary Gilliland and T. N. Bhat and Helge Weissig and Ilya N. Shindyalov and Philip E. Bourne, "The Protein Data Bank," *Nucleic Acids Research*, 28, pp.235-242, 2000.
- [2] M. Crudele and G. J. Clapworthy and M. A. Krokos and G. Salcito and N. Vasilonikolidakis, "A Distributed Database on the INTERNET of 3D Models of Human Pathological Organs," 10th IEEE Symposium on Computer Based Medical Systems Slovenia 1997, pp.256-260, 1997.
- [3] C. Dorai and A. K. Jain, "COSMOS-A Representation Scheme for 3D Free-Form Objects," *IEEE Trans. PAMI*, Vol.19, pp.1115-1130, 1997.
- [4] Longin Jan Latecki and Rolf Lakämper and Ulrich Eckhardt, "Shape Descriptors for Non-rigid Shapes with a Single Closed Contour," *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp.424-429, 2000.
- [5] Seema Jaggiy and W. Clem Karlz and St_ephane G. Mallatx and Alan S. Willsky, "Silhouette Recognition using High Resolution Pursuit," *Journal Pattern Recognition*, Vol. 23, No.5, pp.753-771, May, 1999.
- [6] Niblack W. et al., "QBIC Project : querying images by content, using colour, texture, and shape," *Proceedings of Conference on Storage and Retrieval for Image and Video Databases*, 1-3, San Jose, California, US, SPIE Vol.1908, pp.1908-1920, Feb., 1993.
- [7] Chen, G and T. D. Bui, "Invariant Fourier-wavelet descriptor for pattern recognition," *Pattern Recognition*, Vol. 32, No.7, pp.1083-1088, 1999.
- [8] Zhang, D. and Lu, G., "Shape-based image retrieval using generic Fourier descriptor," *SP : IC(17)*, No.10, pp.825-848, November, 2002.
- [9] B. Horn, "Extended gaussian images," *Proc. of the IEEE*, 72(12), pp.1671-1686, December, 1984.
- [10] D. Zhang and M. Hebert, "Harmonic maps and their applications in surface matching," *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '99)*, 1999.
- [11] T. Binford, "Visual perception by computer," *IEEE Conference on Systems Science and Cybernetics*, 1971.
- [12] S. Skiena and W. Smith and P. Lemke, "Reconstructing sets from interpoint distances," *Proc. of Sixth Annual Symp. on Computational Geometry*, pp.332-339, 1990.
- [13] E. Bardinat and S. F. Vidal and S. D. Arroyo and G. Malandain and N. P. de la Blanca Capilla, "Structural object matching," *Technical Report DECSAI-000303*, Dept. of Computer Science and AI, University of Granada, Spain, February, 2000.
- [14] J. Bloomenthal and C. Lim, "Skeletal methods of shape manipulation," *Shape Modeling and Applications*, pp.44-47, 1999.
- [15] Masaki Hilaga et al., "Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes," *The proceeding of SIGGRAPH 2001*, pp.203-212, 2001.
- [16] R. Osada and T. Funkhouser and B. Chazelle and D. Dobkin, "Matching 3D Models with Shape Distribution," *Proc. Shape Modeling Int'l*, 2001.
- [17] Remco C. Veltkamp and Michiel Hagedoorn, "Shape Similarity Measures, Properties and Constructions," *VISUAL 2000*, pp.467-476, 1999.
- [18] Arthur R. Pope, "Model-based object recognition : A sur-

vey of recent research," Technical Report TR-94-04, University of British Columbia, January, 1994.

[19] Loncaric, S., "A survey of shape analysis techniques," Pattern recognition, Vol.31(8), pp.983-1001, 1998.

[20] Thomas Funkhouser, "Overview of 3D Object Representations," Princeton University, COS 526, 2002.

[21] L-H. Chen et al., "Similarity measure for superquadrics," IEE Proc. Image Signal Process., Vol.144, No.4, August, 1997.

[22] Christopher M. Cyr and Benjamin B. Kimia, "3D Object Recognition Using Shape Similarity-Based Aspect Graph," ICCV 2001, pp.254-261, 2001.

[23] Grimson, W. E. L., "Object Recognition by Computer : The Role of Geometric Constraints," MIT Press, 1990.

[24] Christopher M. Cyr and Ahmed F. Kamal and Thomas B. Sebastian and Benjamin B. Kimja, "2D-3D Registration Based on Shape Matching," Mathematical Methods of Biomedical Image Analysis (MMBIA), pp.198-203, 2000.

[25] M. Teodoro and G. N. Phillips, Jr. and L. Kavraki, "Molecular Docking : A Problem with Thousands of Degrees of Freedom," IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Seoul, Korea, pp.960-900, 2001.

[26] Esther Arkin and Paul Chew and Daniel Huttenlocher and Klara Kedem and Joseph Mitchel, "An efficiently computable metric for comparing polygonal shapes," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13(3), pp.209-215, 1991.

[27] Veltkamp, R. C., "Shape matching : Similarity measures and algorithms," In Shape Modelling International (Genova), pp.188-197, 2001.

[28] D. Marr and H. Nishihara, "Representation and recognition of the spatial organization of three-dimensional shapes," Proceedings of the Royal Society of London, B200, pp.269-294, 1978.

[29] M. Brady, "Criteria for representations of shape," In J. Beck, B. Hope, and A. Rosenfeld, editors, Human and Machine Vision, Academic Press, pp.39-84, 1983.

[30] Thomas Funkhouser and Patrick Min and Michael Kazhdan and Joyce Chen and Alex Halderman and David Dobkin and David Jacobs, "A Search Engine for 3D Models," to appear in ACM Transactions on Graphics, pp. 83-105, January, 2003.

[31] I. Kolonias and D. Tzovaras and S. Malassiotis and M. G. Strintzis, "Content-Based Search of VRML Models Using Shape Descriptors," Proc. Euroimage ICAV 3D 2001 Conference, Mykonos, Greece, May, 2001.

[32] D. V. Vranic and D. Saupe, "3D Shape Descriptor Based on 3D Fourier Transform," In Proceedings of the EURASIP Conference on Digital Signal Processing for Multimedia Communications and Services (ECMCS 2001) (editor K. Fazekas), Budapest, Hungary, pp.271-274, September, 2001.

[33] Suzuki, M. T., "Web-based retrieval system for 3D polygonal models," Joint Ninth IFSA World Congress and Twentieth NAFIPS International Conference (IFSA/ NAFIPS 2001), pp.2271-2276, 2001.

[34] Silvia Biasotti, "Topological techniques for shape understanding," CESC 2001, 2001.

[35] G. Reeb, "Sur les points singuliers d'une forme de Pfaff completement integrable ou d'une fonction numerique [On the Singular Points of a Completely Integrable Pfaff Form or of a Numerical Function]," Comptes Rendus Acad. Sciences Paris, Vol.222, pp.847-849, 1946.

[36] Cheuk Yiu Ip and Daniel Lapadat and Leonard Sieger and William C. Regli, "Using Shape Distributions to Compare Solid Models," 7th ACM Symposium on Solid Modeling and Applications, Saarbrcken, Germany, Jun., 2002.

[37] M. Ankerst and G. Kastenmuller and H.-P. Kriegel and T. Seidl, "3D Shape Histograms for Similarity Search and Classification in Spatial Databases," Symposium on Large Spatial Databases, pp.207-226, 1999.



김 정 식

e-mail: gitamen@hanmail.net
 2002년 세종대학교 컴퓨터공학부(공학사)
 2002년 현재 세종대학교 컴퓨터공학부
 석사과정
 관심분야 : 컴퓨터 그래픽스, 가상현실,
 유비쿼터스, 컴퓨터 비전



최 수 미

e-mail : smchoi@sejong.ac.kr
 1993년 이화여자대학교 전자계산학과(학사)
 1995년 이화여자대학교 대학원 전자계산
 학과(이학석사)
 2001년 이화여자대학교 대학원 컴퓨터
 학과(공학박사)
 2001년~2002년 이화여자대학교 정보통신연구소 연구전임강사
 2002년~현재 세종대학교 컴퓨터공학부 소프트웨어공학과 전임
 강사
 관심분야 : 컴퓨터 그래픽스, 가상/증강현실, 의료영상가시화