

계층적 Level-of-Detail 표현을 이용한 해마의 국부적인 형상 분석

김 정 식^{*} · 최 수 미^{**} · 최 유 주^{***} · 김 명 희^{****}

요 약

뇌의 해부 구조인 해마의 전역적 부피 감소와 국부적 형상 변화는 정신의학적 질환에 깊게 관련되어 있다. 해마 구조에 관한 형상 분석 연구는 크게 해마 형상 표현 모델을 구축하고, 이러한 형상 표현으로부터 형상 유사성을 계산하는 과정으로 구성된다. 본 논문에서는 메쉬, 복셀, 골격 데이터를 포함하는 복합적인 옥트리 기반의 형상 표현을 이용하여 해마의 형상을 분석하기 위한 새로운 방법을 제시한다. 우선 해마에 관한 MRI 데이터를 입력으로 받아, 마칭큐브 알고리즘을 사용하여 다해상도 메쉬 모델을 구축한다. 이렇게 구성된 다각형 모델은 깊이맵 기반의 복셀화 방법을 이용하여 중간 단계의 이진 복셀 데이터로 변환된다. 그리고 변환된 복셀 데이터로부터 슬라이스 기반의 골격화 방법에 의하여 해마의 3차원 골격을 추출한다. 그런 후에 옥트리 기반의 다해상도 형상 표현을 얻기위해 해마의 메쉬, 복셀, 골격 데이터를 계층적으로 공간 분할하여 저장하고, 광선 추적 기반의 메쉬 샘플링 방법을 적용하여 샘플 메쉬 데이터를 추출한다. 최종적으로, 형상간 유사성 측정을 위하여 추출된 골격으로부터 방사되는 광선들과 충돌되는 각 샘플 메쉬 쌍에 대하여 L_2 Norm과 하우스도르프 거리를 계산하고 인터랙티브한 국부적 형상 분석을 지원하기 위하여 마우스 피킹 인터페이스를 채택한다. 이것은 형상의 국부적 변화에 대하여 다양한 해상도에 기반한 형상 분석을 가능하게 한다. 본 논문에서는 실험을 통하여, 제시한 형상 분석 방법이 회전과 스케일 등의 변환에 강인하고, 특히 형상의 국부적 변화 정도를 정확도를 유지하면서 빠르게 평가하는데에 효과적임을 확인하였다.

Local Shape Analysis of the Hippocampus using Hierarchical Level-of-Detail Representations

Jeong-Sik Kim^{*} · Soo-Mi Choi^{**} · Yoo-Ju Choi^{***} · Myoung-Hee Kim^{****}

ABSTRACT

Both global volume reduction and local shape changes of hippocampus within the brain indicate their abnormal neurological states. Hippocampal shape analysis consists of two main steps. First, construct a hippocampal shape representation model; second, compute a shape similarity from this representation. This paper proposes a novel method for the analysis of hippocampal shape using integrated Octree-based representation, containing meshes, voxels, and skeletons. First of all, we create multi-level meshes by applying the Marching Cube algorithm to the hippocampal region segmented from MR images. This model is converted to intermediate binary voxel representation. And we extract the 3D skeleton from these voxels using the slice-based skeletonization method. Then, in order to acquire multiresolutional shape representation, we store hierarchically the meshes, voxels, skeletons comprised in nodes of the Octree, and we extract the sample meshes using the ray-tracing based mesh sampling technique. Finally, as a similarity measure between the shapes, we compute L_2 Norm and Hausdorff distance for each sampled mesh pair by shooting the rays fired from the extracted skeleton. As we use a mouse picking interface for analyzing a local shape interactively, we provide an interaction and multiresolution based analysis for the local shape changes. In this paper, our experiment shows that our approach is robust to the rotation and the scale, especially effective to discriminate the changes between local shapes of hippocampus and moreover to increase the speed of analysis without degrading accuracy by using a hierarchical level-of-detail approach.

키워드 : 3차원 형상 분석(3D Shape Analysis), 유사성 측정(Similarity Measure), 계층적 LOD(Hierarchical LOD), 해마(Hippocampus)

1. 서 론

해마는 뇌에 포함되어 있는 해부학적 구조로서 학습과 기억 연산을 위한 중요한 역할을 담당한다. 이러한 해마의 구조 및

볼륨에서의 이상이 알츠하이머, 정신분열증, 간질 등과 같은 정신의학적 질환에 깊게 관련되어 있음이 최근 연구들에서 밝혀지고 있다[1, 2]. 또한 컴퓨터단층촬영(CT; Computer Tomography), 핵자기공명촬영(PET; Positron Emission Tomography), 자기공명촬영(MRI; Magnetic Resonance Imaging) 등과 같은 컴퓨터 촬영술의 발전으로 인해 해마와 같은 인체 내의 다양한 해부학적 구조를 시각적으로 분석하는 것이 가능하다.

3차원 해부학적 구조에 대한 형상 분석 연구는 크게 전역적인 방법과 국부적인 방법으로 분류될 수 있다. 전역적인 방법

* 본 논문은 과학기술부 국가지정연구실 지원사업과 과학재단 목적기초연구(R04-2003-000-10017-0) 지원으로 수행 되었습니다.

† 준 회 원 : 세종대학교 대학원 컴퓨터공학부

†† 정 회 원 : 세종대학교 컴퓨터공학부 교수

††† 준 회 원 : 이화여자대학교 대학원 컴퓨터학과

†††† 종 신 회 원 : 이화여자대학교 컴퓨터학과 교수

논문집수 : 2004년 5월 17일, 심사완료 : 2004년 10월 27일

으로는 형상의 볼륨 변화를 측정함으로써 질환에 따른 장기의 수축 및 확장을 평가하는 방법이 실제적으로 많이 적용되고 있다. 하지만 이러한 방법은 특정 국소 부위에서의 형상 변이를 분석하기에는 적합하지 않다. 국부적인 형상 분석은 해마와 같이 형상 변이가 다양한 질환과 관련이 있는 경우 진단 및 치료계획을 위해 효과적으로 사용될 수 있다. 사용자의 인터랙션 없이 자동적으로 처리되는 전역적 형상 분석 방법과는 달리, 국부적인 형상 분석을 수행하기 위해서는 사용자가 형상의 특정 부위를 지정하고 비교분석이 지정된 영역에서 이루어지도록 해야 한다. 기존의 연구들에서는 형상의 전역적 범위에 대한 분석 과정을 거친 후, 그 결과를 통하여 부분적 형상 분석 작업을 자동적으로 처리하기 때문에, 사용자의 인터랙션을 반영한 특정 형상 부분에 대한 형상 분석을 지원하지 않는다.

본 연구에서는 국부적인 형상의 변화를 효과적으로 분석하기 위하여 모델 표면의 메시, 내부 골격, 실제 의료 영상 등을 합성한 데이터로 구성되는 계층적 LOD(Level-of-Detail) 표현법을 제시한다. 이러한 접근 방법은 형상 표현의 해상도를 달리함으로써, 형상 분석에서 정확도를 유지하면서 분석에 소요되는 시간을 줄여 준다. 또한 마우스 피킹 인터페이스를 사용하여, 해마 형상의 특정 부위에서의 계층적 다해상도 표현을 형상 분석 작업에 적용할 수 있도록 한다. 본 논문에서는 계층적 다해상도 형상 표현을 기반으로한 국부적 형상 분석을 위하여 우선, 자기공명영상으로부터 해마 영역을 분할한 후, 마칭큐브 알고리즘을 적용하여 여러 상세도의 3차원 형상 모델을 생성한다. 이렇게 구성된 다각형 모델은 깊이맵 기반의 복셀화 방법을 이용하여 중간 단계의 이진 복셀 데이터로 변환된다. 그리고 이진 볼륨을 y 축 방향의 n 개의 슬라이스로 나누고 각각의 오브젝트 영역에서의 무게 중심점들을 골격으로 구성하는 방법을 이용하여 해마에 대한 3차원 골격을 추출한다. 이렇게 구축된 메시, 복셀, 골격 표현들은 옥트리(Octree) 자료 구조를 이용하여 공간적으로 분류되어, 옥트리 기반의 계층적 다해상도 형상 표현으로 재구성된다. 최종적인 국부적 형상 분석은 옥트리 자료 구조의 레벨을 사용자가 선택하거나 3차원 골격(skeleton)의 정점들을 선택함으로써 인터랙티브하게 이루어진다. 또한 정량적인 수치 분석과 더불어 사용자가 육안으로 형상 변화를 쉽게 판별할 수 있도록 하기 위하여 컬러 코딩을 이용하여 그 결과를 시각화 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구를 소개하고, 3장에서는 해마의 형상 분석을 위한 다중 LOD 표현과 이 표현을 기반으로 사용자가 인터랙티브하게 형상을 국부적으로 분석하기 위한 방법을 설명한다. 4장에서는 실험 및 결과를 분석하고, 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 연구 방향을 제시한다.

2. 관련 연구

일반적으로 해마의 해부학적 구조에 관한 형상 분석 연구는 크게 해마 형상에 대한 통계적 표현 모델을 구축하는 과정과, 이러한 모델들에 대한 분석 과정으로 이루어진다. 통계적 분

석에 적합한 해부학적 형상의 표현은 되도록 적은 수의 매개 변수들로 구성되어야 하며, 보편적으로 적용 가능해야 하며, 형상의 부분적 변화를 반영할 수 있어야 한다. 그리고 계층적 표현 구조를 통하여 다양한 레벨의 표현을 제공하고 표현 요소의 분해 및 통합 등의 작업이 용이해야 한다. 또한 서로 다른 형상 표현간의 변환 작업을 지원해야 한다. 다시 말하면 형상의 surface boundary로 부터 골격을 생성하고, 그 골격으로 부터 볼륨 정보를 구축할 수 있어야 한다. 이러한 조건을 만족하는 통계적 표현은 특정 장기의 질환이나 발달, 퇴화 등의 분석에 유용하게 사용될 수 있다. 해마 형상을 표현하는 모델링 방법은 크게 surface boundary 기반의 spherical harmonics basis function model(SPCHARM)[3]과 3차원 골격 기반의 Medial representation(M-rep)[4]으로 구분된다.

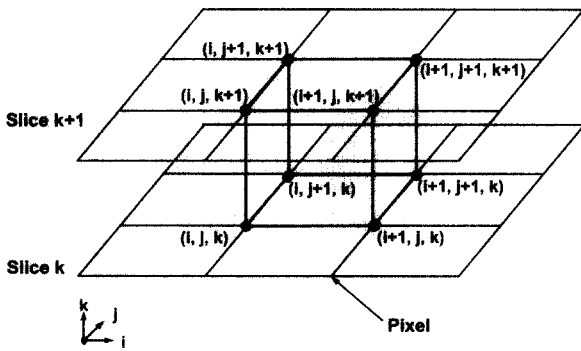
SPCHARM은 3차원 모델의 surface boundary 정보를 이용한 통계적 모델링 방법으로 매개변수를 이용한 형상 표현이다. 최근에는 이러한 표현을 이용한 해마의 형상 분석 연구들이 활발하게 이루어지고 있다[5-7]. 대표적으로 Shenton 등[8]은 정신분열증 환자의 뇌 구조에서 나타나는 비 대칭성을 분석하기 위하여 고해상도 MR 데이터와 3차원의 SPCHARM 표현을 이용한 형상 분석 방법을 소개하였다. 이 연구는 정신분열증 환자에게서 나타나는 amygdala hippocampal complex 구조의 형상 변이에 대한 통계적 분석 방법을 통하여 기존의 MRI에 의한 부피와 표면의 크기 및 길이 정보로 평가 할 수 없었던 좌-우 비 대칭적 패턴을 분석하였다. 이 연구는 해마 부위의 형상 변형 여부를 자동 평가하고, 실제 질환에 의해 이상 징후를 보이는 부위를 확인하도록 하였다. 그러나 이 연구에서는 뇌 구조 전반에 대한 형상분석을 위한 보편적 방법을 제공하지 않으며, 구조적 변화를 반영하기 위한 부분적 형상 분석 접근법을 채택하지 않은 한계점을 가진다.

M-rep 형상 표현은 모델의 국부적인 형상 차이를 분석하는 연구들에 주로 이용되고 있다[9-11]. 대표적으로 Styner 등[12]은 정신분열증(schizophrenia) 환자의 해마 부위에서 나타나는 형상적 이상 징후에 대한 분석을 위하여 M-rep을 채택하였다. M-rep는 중앙 축을 중심으로 국부적인 거리와 두께에 대한 측정값을 제공한다. 따라서 M-rep를 이용한 형상 분석 결과는 해마 모델의 두께와 위치의 차이 정도를 정량적으로 평가하기 위한 정보를 제공한다. 여기에서 두께의 차이는 해마 형상의 부분적인 성장 정도에 따른 변화 정도를 나타내며, 위치의 변화는 부분적 형상 변형 정도를 표현한다. M-rep는 다양한 레벨에서의 형상이 갖는 구부러짐이나 팽창 및 수축 등의 변화를 감지하는데 유용하다. 또한 형상 표현의 연속성을 보장하고, 형상의 표면에 대한 함축적 표현을 가능하게 한다. 하지만 작고 큰 형상적 차이를 반영하는 SPCHARM 형상 분석 표현 방법과는 달리 형상의 작은 차이만을 반영하는 한계를 지닌다. 또한 M-rep 표현이 골격을 구성하는 medial atom에 의한 샘플링 표현을 사용하기 때문에 자동화된 부분적 형상 분석에는 적합하지만, 해마의 전반적 표면에서의 세밀한 변화를 반영하지 못하며, 사용자 인터랙션이 포함된 국부적 형상 분석에는 적합하지 않다.

3. 해마 형상의 계층적 Level-of-Detail 표현을 이용한 국부적 형상 분석

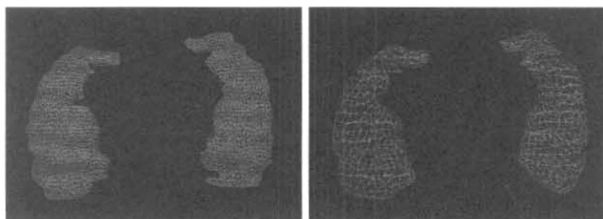
3.1 해마의 표면 모델 생성

본 연구에서는 해마 구조에 대한 형상 분석을 위하여, 환자의 뇌 MRI 영상으로부터 해마 부위를 분할하고, 추출된 해마 볼륨에 마칭큐브 알고리즘[13]을 적용하여 3차원 메쉬 모델을 생성한다. 채택한 마칭큐브 알고리즘은 (그림 1)과 같은 정육면체의 자료구조를 바탕으로 일련의 2차원 단층 영상으로부터 동일 밀도의 표면을 가진 삼각형 메쉬 모델을 생성하는 과정으로 구성된다. 이때 단층간의 연결성을 위해 분할정복(divide-and-conquer) 접근 방법을 사용하여 삼각형의 위상을 정의한다.



(그림 1) 해마의 3차원 표면 모델 생성을 위한 마칭큐브 구성

해마의 표면 재구성 과정은 다음과 같다. 첫째, 사용자가 해상도 레벨(그리드 레벨 1, 그리드 레벨 2)을 지정한다. 이때 지정된 해상도 레벨에 따라서 각기 다른 삼각형 크기와 개수를 갖는 3차원 삼각형 메쉬 모델들이 생성된다. 마칭큐브를 이용하여 해마의 표면 모델을 생성하기 위해서는 마칭큐브의 각 꼭지점에 대하여 정육면체의 각 꼭지점 값이 표면 값 보다 크거나 같을 경우는 해마 구조의 내부를 뜻하는 1을 지정하고, 꼭지점의 값이 표면 값 보다 작을 경우 외부란 뜻하는 0을 지정한다. 마칭큐브의 8개의 꼭지점에서 내부 또는 외부의 두 가지 상태가 존재하므로 256가지의 경우가 생기며, 대칭되는 경우를 제거하면 열 다섯 가지의 경우만 남게 된다. 이 경우에 대하여 미리 계산된 인덱스 테이블로부터 표면을 이루는 삼각형의 에지 리스트를 얻는다. 마지막으로 각 삼각형 메쉬의 꼭



(a) 그리드 레벨 1
(삼각형수 : 9250)

(b) 그리드 레벨 2
(삼각형수 : 2058)

(그림 2) 마칭큐브 알고리즘에 의한 해마의 3차원 메쉬 모델

지점들의 그라디언트(gradient)를 계산하기 위해 마칭큐브 즉 정육면체의 각 꼭지점에서의 단위 노말 값을 식 (1)과 같이 계산한 후, 정육면체의 각 에지에서 분할되는 점의 위치에 따라 해당 분할 점의 노말 값을 선형적으로 보간한다. (그림 2)는 사용자가 지정된 해상도에 따라 생성된 정상인 해마의 3차원 표면 모델이다. (그림 2)(a)는 그리드 1의 해상도 레벨로 생성된 결과로서 왼쪽, 오른쪽 해마의 모습을 보여주고, (그림 2)(b)는 그리드 2의 해상도 레벨로 생성된 결과이다.

$$G_x(i, j, k) = \frac{D(i+1, j, k) - D(i-1, j, k)}{\Delta x}$$

$$G_y(i, j, k) = \frac{D(i, j+1, k) - D(i, j-1, k)}{\Delta y}$$

$$G_z(i, j, k) = \frac{D(i, j, k+1) - D(i, j, k-1)}{\Delta z} \quad (1)$$

$D(i, j, k)$: k번째 영상 슬라이스에서 (i, j)번째 픽셀의 밀도
 $\Delta x, \Delta y, \Delta z$: 정육면체를 이루는 에지의 길이

3.2 옥트리 기반의 계층적 LOD 표현 : 메쉬, 복셀, 골격

일반적으로 형상을 표현하는 샘플의 수가 크면 클수록 세밀하고 정확한 형상 분석 결과를 가져오지만, 상대적으로 계산량이 증가하여 처리 속도를 저하시키게 된다. 따라서 의료 영상으로부터 재구성된 3차원 해부학적 모델을 정확하게 분석하기 위해서는 효과적인 형상 표현 방법의 적용이 필수적이다. 본 연구에서는 3차원 메쉬, 복셀, 골격과 같은 세 가지 다른 유형의 데이터를 옥트리 자료구조 내에 구성하고 이를 형상 분석에 활용한다.

(그림 3)은 옥트리 기반의 계층적 다해상도 표현을 생성하기 위해 사용된 알고리즘들이다. 메쉬 표현은 형상 특징 추출을 위한 기본 입력으로 사용되고, 복셀은 해마 형상의 골격 추출 및 의료 영상 데이터와의 연동을 용이하게 하기 위한 중간 표현이 된다. 그리고 골격 데이터는 메쉬 표현으로부터 형상 특징을 추출하는 샘플링에 이용된다.

옥트리는 가시성 판단이나 충돌 검사를 위한 모델의 쿨링에서 실시간의 렌더링 속도를 보장하기 위해 사용되는 대표적인 자료구조이다. 보통 정적인 지형물이나 장애물과 같은 객체를 관리하는 데 유용하게 사용되며 개념적으로 3차원 공간상의 오브젝트들을 표현하는 자료구조로 사용되어 오브젝트들이 존재하는 공간만을 계층적으로 그룹화 해준다. 공간을 분할하기 위하여 사용되는 경우, 옥트리를 구성하는 각 노드의 자식들은 부모 입방체를 8 등분하는 동일한 크기의 입방체들로서 계층적 구조를 구성하게 된다. 따라서 이러한 계층적 공간 구조는 전역적 다해상도뿐만 아니라 국부적 다해상도 표현에도 용이하다[14]. Octree_Construction 함수는 옥트리 자료구조에 형상 표현인 메쉬, 복셀, 골격 데이터를 계층적으로 저장한다. 구성이 완료된 옥트리의 루트 노드는 해당 모델의 모든 메쉬들을 포함하게 되며, 중간의 레벨 노드들은 3차원 공간 상에서 계층적으로 세부 분할된 메쉬들을 표현한다. 옥트리를 구축하는 과정은 크게 세 단계로 구성된다. 첫째, 3차원 모델의 무게 중심과 모델을 감싸는 정육면체를 구한 후, 옥트리 공간

재분할 조건인 노드당 포함 가능한 메쉬수와 공간 재분할 횟수를 만족하는 경우에, 모든 메쉬들을 포함하는 최상위 노드(루트)의 8개 자식 노드를 생성하고, 그런 후에 각 자식 노드를 현재 노드로 설정한 후, 그 노드에 포함될 메쉬들을 검색하고 현재 노드를 인자로 하여 Octree_Construction 함수를 재귀 호출한다. 만약 공간 재분할 조건을 만족하지 않을 시에는 함수의 현재 노드에 메쉬들을 저장하게 된다.

복셀 기반의 3차원 골격 생성에 이용되는 이전 복셀 표현은 Depth_Buffer_Based_Voxelization 함수에 의해 생성된다. 3차원 모델의 바운딩 박스는 정규화된 좌표계 내에서 해당되는 모델을 둘러싸는 정육면체로 정의된다. 모델의 바운딩 박스를 계산한 후, 박스의 각 면을 뷰 평면으로 하는 곳에 모델의 상을 투영하게 된다. 결과적으로 바운딩 박스의 총 여섯 면에 대하여 각각의 깊이 버퍼가 생성된다. 하나의 축에 직교하는 한 쌍의 면에 존재하는 모든 픽셀에 대하여 3차원 모델에 대한 최소거리와 최대거리를 구하고 나면, 임의로 주어진 하나의 복셀 중심은 하나의 축에 대하여 세 개의 값을 갖게 된다. 이때 x, y, z 축 모두에 대하여 복셀의 위치가 내부에 위치한다면, 그 복셀은 모델의 내부라고 결정하게 된다. 본 논문에서 채택한 방법[15]은 3차원 모델의 메쉬 수나 형상 골격과 같은 요소에 영향을 받지 않는다. 즉 모델의 복잡도와는 관계없이 계산 속도는 깊이맵 영상의 해상도에 비례적으로 증가하기 때문에, 본 방법은 깊이맵 해상도의 변경으로 다해상도 볼륨 데이터 표현을 손쉽게 얻을 수 있다.

복잡한 3차원 모델의 볼륨 표현을 낮은 차원의 이산적 구조로 변경하는 작업을 3차원 골격화 혹은 세션화라고 한다. 일반적으로 3차원 골격화의 결과는 3차원 표면이나 곡선들로 표현되어 계산 기하학과 기하학적 객체의 모델링 등에 유용하게 사용된다. 본 논문에서 채택한 3차원 골격 생성 알고리즘은

```

Depth_Buffer_Based_Voxelization( )
Set up depth buffers for a 3-D model( $\{x_1, x_2\}, \{y_1, y_2\}, \{z_1, z_2\}$ ).
Specify the buffer resolution  $n(n^3 \text{ voxels})$ .
For each voxel  $v(i, j, k)$ 
  Compute corresponding buffer values.
   $x_1(j, k), x_2(j, k), y_1(k, i), y_2(k, i), z_1(j, i), z_2(j, i)$ 
  Decide  $v(i, j, k)$  belongs to the object or not.

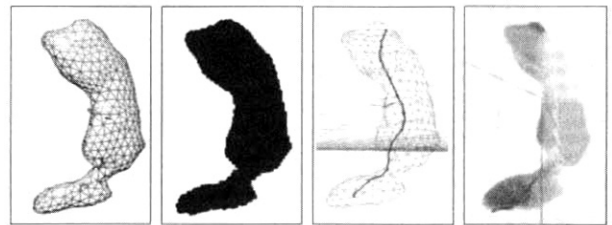
Slice_Skeletonization( )
Divide 3-D voxel space into  $n$  slices along  $y$  axis.
For each slice  $S_i$ , Compute a center point  $C_i$  from the object boundary.
For each pair of skeletal points :  $(C_i, C_j) // j = i+1(0 \leq i \leq n-1)$ 
  If(Euclidean_distance( $C_i, C_j$ ) > threshold)
    Interpolate( $C_i, C_j$ ) using threshold.

Octree_Construction(NODE root)
If( $(meshes\_count > max\_triangles)$  and ( $curr\_subdivision < max\_subdivision$ ))
  Subdivide  $root$  node into eight child nodes.
  For each child node
    Set the child node to  $current\_node$ .
    Find polygons that are included in  $current\_node$ .
    Octree_Construction( $current\_node$ )
  Else Store the polygons to  $current\_node$ .
    
```

(그림 3) 3차원 해마 모델의 계층적 LOD 형상 표현을 생성하기 위한 알고리즘들

크게 네 단계로 구성된다. (그림 3)에서 Slice_Skeletonization 함수는 복셀 기반의 골격을 생성하는 과정을 보여 준다. 우선 y 축을 기준으로 복셀 공간을 분할한다. 그런 후에 각 슬라이스 영상으로부터 오브젝트 픽셀 영역의 중심점을 계산하여 골격점들을 정의하고, 모든 골격점들로부터 인접하는 골격점간의 간격이 특정 임계치 거리 내에 있도록 하기 위하여 선형 보간 작업을 수행한다. 마지막으로 골격 정규화 과정을 통하여 3차원 골격과 메쉬 모델간의 위치와 크기를 맞춰 준다.

(그림 4)는 옥트리 기반의 다해상도 표현들을 나타낸다. (그림 4)(a)~(그림 4)(c)는 각각 해마 구조에 대한 3차원 모델로부터 생성된 메쉬, 복셀, 골격 표현을 나타내며, (그림 4)(d)는 세 가지 표현들이 옥트리의 레벨 1에 해당하는 여덟 개의 자식 노드들에 의해 공간적으로 분류된 모습을 컬러 코딩으로 시각화한 것이다.



(a) 메쉬 표현 (b) 복셀 표현 (c) 골격 표현 (d) 옥트리 구축
(그림 4) 옥트리 기반의 다해상도 표현들

3.3 형상 분석을 위한 모델 정규화

다양한 방법으로부터 생성되는 3차원 모델들은 3차원 공간 상에서 임의의 위치, 방위, 스케일을 갖는다. 이러한 모델의 형상 변화 및 부피 차이를 정확하게 평가하기 위해서는 정규화된 프레임으로 모델을 배치시키는 포즈 정규화 작업이 선행되어야 한다.

위치의 정규화는 기하학적인 무게 중심을 모델의 원점으로 사용하여, 모델의 정점 집합을 3차원 공간상의 원점으로 이동하여 변환하는 과정이다. 식 (2)부터 식 (4)까지는 정점 집합 P 로부터 모델의 무게 중심 c 를 이용하여 새롭게 이동 변환 및 정규화된 정점 집합 P' 를 얻는 과정이다.

$$P = \{p_1, \dots, p_n\}, (p_i = [x_i, y_i, z_i] \in \mathbb{R}) \quad (2)$$

$$c = (c_x, c_y, c_z),$$

$$c_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad c_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i, \quad c_z = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i \quad (3)$$

$$P' = \{u = (u_x, u_y, u_z) \mid u = p - c, p \in P\} \quad (4)$$

방위 정규화는 회전 정규화와 대칭 정규화로 세분화된다. 회전 정규화는 비교 대상이 되는 모델들의 회전 축을 일치시켜 주어 회전 변환에 대한 불변성을 보장하며, 대칭 정규화는 대칭적 변환에 대한 불변성을 제공한다. 본 연구에서는 방위 정규화를 위해 주 성분 분석(Principal Component Analysis) 방법을 이용한다. 주 성분 분석에서의 공분산 행렬(covariance matrix) $c(3 \times 3)$ 는 식 (5)로 정의 된다. 식 (6)은 회전 정규화를

적용시킨 새로운 정점 집합이다. 또한 식 (7)은 대칭에 대한 불변성을 충족시키기 위한 대칭 정규화 행렬 F 를 정의한다.

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{u} \cdot \mathbf{u}^T \quad (5)$$

$$P' = \{ \mathbf{w} = (w_x, w_y, w_z) \mid \mathbf{w} = R \cdot \mathbf{u}, \mathbf{u} \in P' \} \quad (6)$$

$$F = \begin{bmatrix} \text{sign}(f_x) & 0 & 0 \\ 0 & \text{sign}(f_y) & 0 \\ 0 & 0 & \text{sign}(f_z) \end{bmatrix} \quad (7)$$

where $f_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{sign}(w_x) w_x^2$
 $(f_x, f_y \text{ 유사하게 계산됨})$

식 (8)은 스케일 정규화를 계산하기 위한 것이다.

$$s = \sqrt{(s_x^2 + s_y^2 + s_z^2)/3} \quad (8)$$

따라서 정규화 이전의 초기 정점 집합 P 는 식 (9)에 제시된 일련의 변환 작업을 거쳐 최종적으로 정규화된 모델을 구성하는 정규화 좌표계에 의해 배치된다.

$$\tau(\mathbf{p}) = s^{-1} \cdot F \cdot R \cdot (\mathbf{p} - \mathbf{c}) \quad (9)$$

3.4 형상 분석을 위한 형상 특징 및 측도

본 연구에서는 형상 분석을 위하여 옥트리에 저장된 메쉬, 골격 표현으로부터 지정된 개수만큼의 메쉬들을 샘플링하고, 이렇게 추출된 샘플 메쉬들에 대하여 L_2 Norm과 하우스도르프 거리를 계산한다. 이때 샘플링 작업은 광선 추적 알고리즘을 기반으로 한다.

Mesh_Sampling(·)

Specify the number of skeletal points n and the number of rays m .

For each skeletal point p_i

Construct a circle map of p_i and shoot rays.

For each ray r_j

Compute intersection between the ray and all polygon meshes.

Distance_Computation(reference, target)

For each pair of sampled meshes // $m_{reference}, m_{target}$

Compute the centers of $m_{reference}$ and m_{target} .

Compute the L_2 Norm or Hausdorff distances between the two centers.

(그림 5) 국부적 형상분석을 위한 L_2 Norm과 하우스도르프 거리 측정에 대한 알고리즘들

광선 추적 알고리즘 기반의 형상 특징 추출 과정은 (그림 5)의 Mesh_Sampling 함수를 이용하여 수행된다. 본 연구에서는 골격점과 원형 맵의 정점들이 이루는 광선과 오브젝트 메쉬간의 충돌을 검사하는 방법으로 형상 특징을 추출한다[16]. 우선 시스템 초기화 과정에서 골격점과 광선의 개수를 지정한다. 그런 후에 지정된 골격점 각각에 대하여 원형 맵을 구성하고, 현재 골격점을 원점으로하여 광선을 방사한다. 방사된 모든

광선은 모델을 구성하는 메쉬들과 충돌되는지 검사되고, 충돌 감지된 메쉬들이 거리 계산을 위한 데이터로 사용된다. 각 골격점에서의 원형 맵은 해당 골격점이 존재하는 슬라이스 평면상에 존재하고, 사용자 지정된 광선의 수에 따라서 맵을 구성하는 점의 개수가 결정된다. 식 (10)은 원형 맵을 정의한 식이다.

$$S(\theta, r) = (r * \cos(\theta), r * \sin(\theta)) \quad (0 \leq \theta \leq 360) \quad (10)$$

본 연구에서는 형상 분석을 위한 두 가지 방법으로 전역적 형상 분석법과 국부적 형상 분석법을 제공한다. 제시한 국부적 형상 분석 방법에서는 사용자의 마우스 피킹 인터랙션에 따라 샘플 메쉬를 포함하고 있는 옥트리의 세부 노드나 3차원 골격점을 지정하여 유사성 평가를 수행한다. 3차원 형상 모델간의 형상적 차이를 정량적으로 측정하기 위해서는 유사 정도를 평가하는 측도가 필요하다. 따라서 본 연구에서는 기본적인 어파인 변환들(회전, 이동, 스케일)에 강인한 특성을 보이는 L_2 Norm과 하우스도르프 거리를 측도로 이용한다. (그림 5)의 Distance_Computation 함수는 참조 모델과 대상 모델간의 유사성 계산을 위한 알고리즘이다. L_2 Norm은 입력된 두 모델로부터 추출한 3차원 형상 특징인 샘플 메쉬간 거리를 측정하기 위해 사용된다. 샘플 메쉬는 삼각형 형태로 구성되어 있고, 메쉬간 거리는 각 삼각형의 중심점을 이용하여 계산된다. 식 (11)은 L_2 Norm을 정의한 것이다. 본 논문에서는 L_2 Norm의 입력으로 비교 대상이 되는 두 모델의 샘플 메쉬의 중심점을 선택한다. 하우스도르프 거리는 두 형상에 대한 정점 집합들의 크기가 서로 다른 경우, 모든 정점들이 일 대 일로 대응되는 않는다. 이러한 경우에 사용하는 측도가 바로 하우스도르프 거리이다. 식 (12)는 하우스도르프 거리의 정의이다.

$$L_2(x, y) = \left(\sum_{i=0}^k |x_i - y_i|^2 \right)^{1/2} \quad (11)$$

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

where 형상 $A = \{a_1, \dots, a_m\}, B = \{b_1, \dots, b_n\}$,

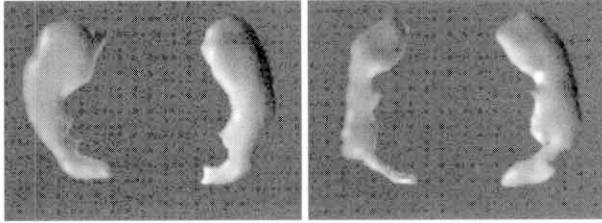
$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (12)$$

4. 실험 및 결과 분석

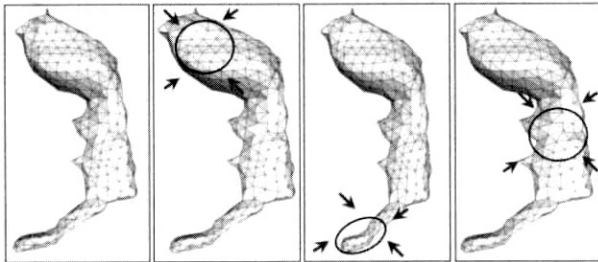
본 논문에서 제시한 형상 분석 방법은 윈도즈 NT 기반의 운영체제와 nVIDIA 그래픽 하드웨어를 탑재한 펜티엄 4(2.4GHz) 환경을 기반으로 하여, Visual C++과 OpenGL 그래픽 라이브러리를 사용하여 구현하였다.

본 연구에서는 계층적 LOD를 이용한 해마의 국부적 형상 분석 방법의 실험을 위하여 정상인과 간질 환자의 해마 자기 공명영상으로부터 그리드 1과 그리드 2의 두 가지 해상도를 갖는 마칭큐브 기반의 템플릿 모델을 생성하였다. 그리고 추가적으로, 템플릿 모델에 대하여 국부적으로 크기를 변형시키고 메쉬의 해상도를 달리함으로써 총 72개의 모델을 형상 분석 실험에 적용하였다. 형상의 부분적 변형 작업은 Maya 버전 4.0의 Free-Form deformation 도구를 이용하였다. (그림

6(a)와 (그림 6)(b)는 각각 정상인과 간질 환자의 왼쪽과 오른쪽 해마 모델이다. 실험에 사용되는 해마 모델들은 최소 500개 부터 최대 14,400개의 메쉬들로 이루어져 있다. (그림 7)은 실험에 사용한 해마 모델의 몇 가지 예를 보여준다. (그림 7)(a)는 간질 환자의 해마 왼쪽 템플릿 모델이다. 나머지 (그림 7)(b)부터 (그림 7)(d)까지는 각각 템플릿 (그림 7)(a)에 대하여 윗부분 확대, 아랫부분 축소, 가운데 확대 변형한 모델들이다. 빨간 화살표로 표시된 부분들이 실제 변형이 적용된 부위가 된다.



(a) 정상인의 해마 모델 (b) 간질 환자의 해마 모델
(그림 6) 정상인과 간질 환자의 3-D 해마 모델의 예시



(그림 7) 사용된 모델 예 : 간질 환자의 해마 왼쪽

<표 1> 해상도에 따른 복셀화 수행 시간

복셀화 해상도	소요 시간
4×4×4 ~ 32×32×32	0.01초 미만
64×64×64	0.01초
128×128×128	0.07초
256×256×256	1.172초

<표 2> 전역적, 국부적 유사성 평가를 위한 소요시간 측정결과

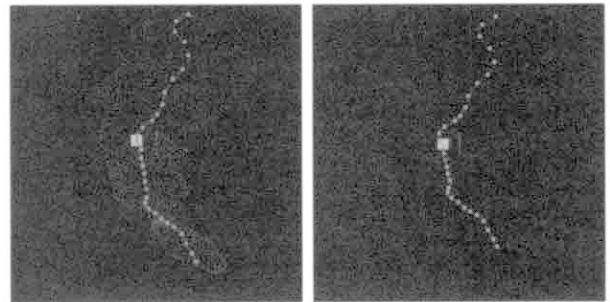
소요시간 비교	샘플 메쉬 개수/골격점(샘플 골격점 수 : 10개, 복셀해상도 : 64 ³ , 전체 메쉬수 : 4,000개)			
	90개	180개	270개	360개
전역적 소요시간	1.783초	3.475초	5.177초	6.900초
옥트리 소요시간	0.223초	0.468초	0.647초	0.860초
파킹 소요시간	0.178초	0.347초	0.517초	0.690초

본 연구에서 채택한 복셀화 알고리즘은 깊이맵을 이용하여 비교적 빠른 시간 내에 다양한 해상도를 갖는 복셀을 생성한다. <표 1>은 해상도에 따른 복셀화 수행 시간을 측정된 결과이다. 이렇게 생성된 복셀은 볼륨 차이를 계산하는 데 사용된다. 그리고 복셀 골격화는 유사성 평가를 위한 위상적 표현으로

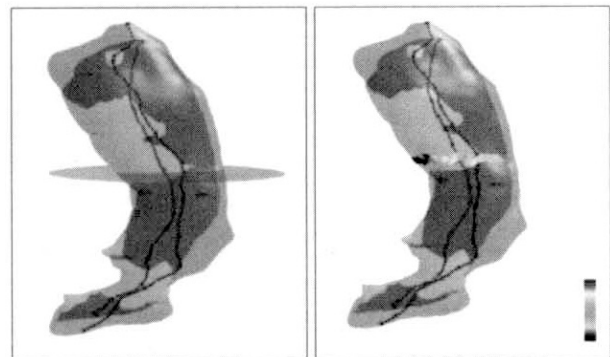
사용될 뿐만 아니라 메쉬 모델로부터 기하학적 형상 특징인 메쉬들을 샘플링 하는 데에도 중요한 정보가 된다. 이렇게 생성된 메쉬, 복셀, 골격 데이터는 옥트리 자료구조내에 공간적으로 분할 저장되어, 샘플링에 소요되는 시간들을 효과적으로 줄이도록 해 준다. <표 2>는 해마 모델의 메쉬수가 4,000개 이고 복셀 해상도가 64×64×64이며, 샘플 골격점의 수가 10개인 환경에서의 메쉬 샘플수에 변화에 따른 전역적, 국부적 유사성 평가를 위한 소요 시간을 측정된 결과이다. <표 2>에서 제시된 결과를 통하여 유사성 평가에 사용된 샘플 메쉬 수의 증가에 따른 시간 복잡도는 옥트리 및 골격점 피킹에 의한 국부적 형상 분석 방법이 전역적 방법보다 더 효율적임을 확인할 수 있다.

마우스 피킹 인터페이스는 모델의 특정 부위에 대한 정량적 형상 분석 결과와 정성적 시각화 결과를 유도한다. 사용자 피킹에 의한 국부적 형상 분석은 크게 세 단계로 구성된다. 첫째, 모델로부터 옥트리를 구축한다. 둘째, 사용자에게 제공되는 피킹 인터페이스를 사용하여 모델간 유사성 평가를 위한 국부적 골격점이나 형상 특징을 포함하는 옥트리 세부 노드에 대하여 지정 작업을 수행한다. 셋째, 해당 공간에 존재하는 형상 특징들을 이용하여 형상 분석 계산 및 시각화를 수행한다. (그림 8)은 마우스 피킹 인터페이스를 이용하여 해마 구조의 특정 3차원 골격점을 피킹하여, 해당 정점을 포함하는 평면에 존재하는 해마 메쉬들을 샘플링한 결과를 보여 준다.

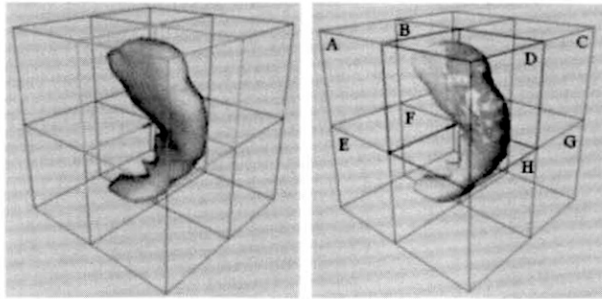
(그림 9)는 정상인과 간질 환자의 해마 오른쪽 모델에 대한 메쉬와 골격 표현을 통하여 국부적 형상 분석을 수행하는 과정이다.



(a) 해마의 3차원 골격점 피킹 결과 (b) 골격 정점 피킹에 의한 메쉬 샘플링 결과
(그림 8) 해마의 3차원 골격점 피킹에 의한 메쉬 샘플링 과정



(a) 샘플 골격점 피킹 결과 (b) 골격 기반 형상 분석 결과
(그림 9) 골격점 샘플링에 의한 국부적 형상 분석 결과의 예시



(a) 옥트리 노드 피킹 (b) 국부적 형상분석 결과
(그림 10) 옥트리 노드 피킹에 의한 형상 분석 결과의 예시

(그림 9)(a)는 사용자가 마우스 피킹을 이용하여 골격점을 지정한 결과이고, (그림 9)(b)는 피킹된 골격점 상의 평면에서의 국부적 형상 분석 결과이다.

(그림 10)은 사용자가 마우스 입력 장치로 특정 옥트리 노드를 피킹했을 때의 국부적 형상을 분석한 결과이다. (그림 10)(a)는 하이라이트 기능을 사용하여 사용자가 국부적 형상 분석 대상이 되는 옥트리 노드를 피킹한 결과를 나타내었다. (그림 10)(b)는 선택된 옥트리 노드 공간(D)에서의 형상 분석 결과를 컬러코딩으로 시각화한 결과이다.

<표 3>은 정상인의 왼쪽 해마(N_L)와 N_L의 위쪽 부위를 변형한 해마 모델(T1, T2, T3) 사이의 동일 그룹간 전역적 형상의 변화 정도를 평가한 결과이다. <표 3>을 통하여 대상 모델 T1과 T3이 참조 모델 N_L에 비하여 전역적 범위에서 각각 5.7%와 11.2% 정도 작은 형상을 가지며, T2는 9.3% 정도 큰 형상을 가짐을 정량적으로 평가할 수 있었다. <표 4>는 참조 모델(P_L, N_R)과 변형된 대상 모델(T4~T9)간의 국부적 형상을 분석한 결과를 요약한 것이다. P_L과 N_R은 각각 간질 환자의 왼쪽 해마와 정상인의 오른쪽 해마 모델이다. 또한 T4부터 T9는 각각 특정한 부위(그림 10)(b) 참조)에서의 형상 변형을 적용한 모델들이다. <표 4>에 제시된 결과를 통하여 형상이 변형된 부위에서의 유사성 에러가 그 외의 에러 값들보다 높게 나타남을 알 수 있다. 이것은 본 연구에서 제안한 형상 분석 방법이 특정한 국부적 부위에서의 형상적 차이를 정확하게 평가할 수 있음을 보여 준다.

<표 3> 동일 해마 그룹간 전역적 형상 분석 결과

	L_2 Norm	하우스도르프 거리	불륨 차이	순위
N_L : T1	1.220	1.441	94.3%	1
P_L : T2	1.554	1.664	109.3%	2
N_L : T3	2.420	2.573	88.8%	3

<표 4> 정상인과 간질환자의 해마 모델을 이용한 국부적 형상 분석 결과

	A	B	C	D	E	F	G	H
P_L : T4	0.15	0.77	0.84	3.15	0.00	0.00	0.00	0.15
P_L : T5	1.20	0.00	0.00	0.00	3.12	2.00	1.00	1.44
P_L : T6	0.09	0.05	0.16	0.42	0.62	0.05	0.35	2.28
N_R : T7	0.00	0.00	0.00	0.00	1.54	1.31	1.313	1.54
N_R : T8	0.06	1.02	0.06	0.00	0.00	0.12	0.00	0.00
N_R : T9	0.96	1.02	0.00	0.00	0.00	0.11	0.00	0.00

<표 5>는 기존의 관련 연구들과 본 연구를 비교 분석한 결과를 정리한 것이다.

<표 5> 본 연구와 기존연구들 간의 비교 분석 결과

평가기준 연구방법	형상표현	분석범위		무변동성		형상분석방법	
		전역적	국부적	크기	방위	계층적 형상분석	인터랙티브 형상분석
Shenton[8]	3D SPHARM	지원함	지원안함	지원함	지원함	지원안함	지원안함
Styner[12]	M-rep	지원함	지원함	지원함	지원함	지원안함	지원안함
본 연구	Octree기반의 복합적 표현 (복셀, 골격, 메쉬)	지원함	지원함	지원함	지원함	지원안함 (옥트리아용)	지원함

5. 결론 및 향후 연구 과제

본 연구에서 제시한 옥트리 기반의 계층적 다해상도 표현은 복잡한 형상 데이터(메쉬, 골격, 복셀)를 이용하여 3차원 모델이 갖는 기하학적, 위상학적 특성을 복합적으로 반영한 형상 분석 방법을 제공하며 정확도를 유지하면서 형상 분석을 위한 소요 시간을 절약하도록 하였다. 또한 사용자 인터랙션과 옥트리 구조의 연동을 통하여 3차원 모델의 국부적 및 계층적 형상 분석 평가를 가능하게 하였고, 그 결과를 정량적, 정성적으로 판별할 수 있도록 하였다.

향후 연구과제로는 크게 세 가지로 분류된다. 첫째, 옥트리를 도입하여 다해상도 기반의 형상 분석을 가능하였지만, 아직 형상 특징을 생성하기 위한 작업 소요시간이 오래 걸리는 문제점이 남아있다. 따라서 옥트리 탐색 및 구축에 있어서의 시간 복잡도를 줄이는 작업이 수행되어야 할 것이다. 또한 현재는 위상적 표현인 골격 데이터를 샘플 메쉬를 추출하는 데 주로 적용되고 있다. 다시 말하면 현재의 골격 데이터는 해마처럼 가지가 없고 한쪽 방향으로 길게 형성되어 있는 모델에 대해서는 적합하지만 그 외의 보편적인 모델들에는 적용할 수 없다는 한계점이 있다. 또한 기하학적 표현과 더불어 위상적 표현을 형상 분석에 반영하는 문제는 앞으로의 중요한 과제가 될 것이다. 따라서 형상 분석에 활용 가능한 위상적 표현 방법을 연구 할 것이다. 셋째, 본 연구에서 제시한 다해상도 접근 방법은 coarse-to-fine 형태로 3차원 모델간의 형상적 차이를 비교하도록 해준다. 향후에는 이러한 특성들을 Support Vector Machine(SVM)과 같은 다중 분류기에 적용하여, 정상인과 환자의 장기들을 특정 그룹들로 분류할 것이다.

참고 문헌

[1] C. R. Jack, "MRI-based hippocampal volume measurements in epilepsy," *Epilepsia*, Vol.35, pp.21-29, 1994.
 [2] D. Dean, P. Buckley, F. Bookstein, J. Kamath, D. Kwon, L. Friedman and C. Lys, "Three dimensional MR-based morphometric comparison of schizophrenic and normal cerebral ventricles," *Vis. In Biom. Computing, Lecture Notes in Comp. Sc.*, pp.363-372, 1996.
 [3] C. brechbhlher, G. Gerig and O. Kbler, "Parametrization of closed surfaces for 3-D shape description," *Computer Vision*,

Graphics, Image Processing : Image Understanding, Vol.61, pp.154-170, 1995.

- [4] S. Pizer, D. Fritsch, P. Yushkevich, V. Johnson and E. Chaney, "Segmentation, registration, and measurement of shape variation via image object shape," IEEE Trans. Med. Imaging, Vol.18, pp.851-865, 1999.
- [5] Li Shen, James Ford, Fillia Makedon, and Andrew Saykin, "Hippocampal Shape Analysis : Surface-Based Representation and Classification," SPIE Medical Imaging 2003 : Conference 5032-Image Processing, 2003.
- [6] Li Shen, Fillia Makedon, "Spherical Parameterization for 3D Surface Analysis in Volumetric Images," IEEE Conference on ITCC 2004 : International Conference on Information Technology, 2004.
- [7] Li Shen, Fillia Makedon, Andrew Saykin, "Shape-based Discriminative Analysis of Combined Bilateral Hippocampi using Multiple Object Alignment," SPIE Medical Imaging 2004 : Conference 5370 - Image Processing, 2004.
- [8] Shenton M. E., Gerig G, McCarley R. W., Szekely G, Kikinis R, "Amygdala-hippocampal shape differences in schizophrenia : the application of 3D shape models to volumetric MR data," Psychiatry Research Neuroimaging, Vol.115, pp.15-35, 2002.
- [9] Y. Sampath K. Vetsa, M. Styner, "Caudate Shape Discrimination in Schizophrenia Using Template-Free Non-parametric Tests," MICCAI, No.2, pp.661-669, 2003.
- [10] M. Styner, G. Gerig, J. Lieberman, D. Jones, D. Weinberger, "Statistical shape analysis of neuroanatomical structures based on medial models," Medical Image Analysis, Vol.7, No.3, pp.207-220, 2003.
- [11] G. Gerig, K. Muller, E. Kistner, Y. Chi, M. Chakos, M. Styner, J. Lieberman, "Age and treatment related local hippocampal changes in schizophrenia explained by a novel shape analysis method," Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention MICCAI, Vol.2, pp.651-660, 2003.
- [12] M. Styner, J. A. Lieberman, G. Gerig, "Boundary and Medial Shape Analysis of the Hippocampus in Schizophrenia," MICCAI, No.2, pp.464-471, 2003.
- [13] W. E. Lorensen, H. E. Cline, "Marching cubes : A high resolution 3D surface construction algorithm," Computer Graphics Vol.21, pp.163-169, 1987.
- [14] J. Suter, "Introduction to Octrees," www.flipcode.com/tutorials/tut_octrees.shtml, 1999.
- [15] E. A. Karabassi, G. Papaioannou and T. Theoharis, "A Fast Depth-Buffer-Based Voxelization Algorithm," Journal of Graphics Tools, ACM, Vol.4, No.4, pp.5-10, 1999.
- [16] T. Miller and B. Trumbore, "Fast, minimum storage ray-triangle intersection," Journal of graphics tools, Vol.2, No.1, pp.21-28, 1997.

김정식



e-mail : jskim@sju.ac.kr
 2002년 세종대학교 컴퓨터공학부(공학사)
 2002년 세종대학교 컴퓨터공학부(석사과정)
 2004년~현재 세종대학교 컴퓨터공학부
 (박사과정)
 관심분야 : 컴퓨터 그래픽스, 가상현실, 유비
 퀴티스, 컴퓨터 비전, 의료영상
 가시화

최수미



e-mail : smchoi@sejong.ac.kr
 1993년 이화여자대학교 전자계산학과(학사)
 1995년 이화여자대학교 대학원 전자계산
 학과(이학석사)
 2001년 이화여자대학교 대학원 컴퓨터학과
 (공학박사)
 2001년 이화여자대학교 정보통신연구소
 연구전임강사
 2002년 세종대학교 컴퓨터공학부 전임강사
 2004년~현재 세종대학교 컴퓨터공학부 조교수
 관심분야 : 컴퓨터 그래픽스, 가상/증강현실, 의료영상가시화

최유주



e-mail : choirina@ewha.ac.kr
 1989년 이화여자대학교 전자계산학과(학사)
 1991년 이화여자대학교 대학원 전자계산
 학과(이학석사)
 1991년 (주)한국컴퓨터 기술연구소 주임
 연구원
 1994년 포스데이타주식회사 기술연구소 주임연구원
 1999년~현재 이화여자대학교 대학원 컴퓨터학과 박사과정
 관심분야 : 영상가시화, 형상복원, 물리기반 변형 모델링, 가상
 현실 등

김명희



e-mail : mhlkim@ewha.ac.kr
 1979년 서울대학교 계산통계학과(석사)
 1986년 독일 괴팅겐대학교 전자계산학과(박사)
 1987년~현재 이화여자대학교 컴퓨터학과 교수
 1999년~현재 이화여자대학교 컴퓨터그래
 픽스/가상현실 연구센터 센터장
 관심분야 : 영상가시화, 시뮬레이션, 컴퓨터 그래픽스, 혼합·가상
 현실 등