

# 계층적 리샘플링 및 자기교차방지 운동성을 이용한 변형 모델

(Deformable Model using Hierarchical Resampling and  
Non-self-intersecting Motion)

박 주 영 <sup>\*</sup>

(Joo-Young Park)

**요 약** 변형 모델은 볼륨영상으로부터 관심 대상 객체의 3차원적 경계면 구조 추출을 위해 효과적인 접근 방법을 제공한다. 그러나, 기존 변형 모델은 초기 조건에 민감하고, 심한 함몰 및 돌출 부위를 가지는 복잡한 경계면을 잘 표현하지 못하며, 모델 내 구성 요소들 간에 자기교차를 일으킬 수 있는 세가지 주요 제한점이 있다. 본 논문에서는 기존 변형 모델이 갖는 이러한 제한점을 개선함으로써 복잡한 기하학적 표면 형태를 가지는 객체의 경계면 추출에 효과적인 변형 모델을 제안한다. 첫째, 제안 변형 모델은 다 해상도 볼륨영상 피라미드를 기반으로 모델 구성 요소들을 계층적으로 리샘플링한다. 이 접근은 객체의 경계면을 멀티스케일 방식으로 추출함으로써 초기화에서의 의존성을 극복할 뿐 아니라, 모델 구성 요소들의 크기를 복셀 크기에 따라 항상 균일하게 유지함으로써 모델이 영상의 복잡한 특성 정보에 따라 유동적으로 변형될 수 있게 한다. 둘째, 제안 변형 모델은 기존 모델에서 가지는 내력과 외력 외에 자기교차방지력을 포함한다. 자기교차방지력은 제한 거리 이내로 근접한 비인접 모델 구성 요소들간에 척력을 적용함으로써 자기교차를 사전에 방지할 수 있게 한다. 본 논문에서는 다양한 합성 볼륨영상 및 뇌 MR 볼륨영상에 대한 실험을 통해서 제안 모델이 초기화 위치에 의존하지 않고 자기교차없이 복잡한 함몰 및 돌출 경계면 구조를 성공적으로 추출한 결과를 보인다.

**키워드** : 변형 모델, 경계면 추출, 계층적 리샘플링, 볼륨영상 피라미드, 자기교차방지력

**Abstract** Deformable models offer an attractive approach for extracting three-dimensional boundary structures from volumetric images. However, conventional deformable models have three major limitations - sensitive to initial condition, difficult to represent complex boundaries with severe object concavities and protrusions, and self-intersective between model elements. This paper proposes a deformable model that is effective to extract geometrically complex boundary surfaces by improving away the limitations of conventional deformable models. First, the proposed deformable model resamples its elements hierarchically based on volume image pyramid. The hierarchical resampling overcomes sensitivity to initialization by extracting the boundaries of objects in a multiscale scheme and enhances geometric flexibility to be well adapted to complex image features by refining and regularizing the size of model elements based on voxel size. Second, the physics based formulation of our model integrates conventional internal and external forces, as well as a non self intersecting force. The non-self-intersecting force effectively prevents collision or crossing over between non-neighboring model elements by pushing each other apart if they are closer than a limited distance. We show that the proposed model successively extracts the complex boundaries including severe concavities and protrusions, neither depending on initial position nor causing self intersection, through the experiments on several computer-generated volume images and brain MR volume images .

**Key words** : deformable model, boundary extraction, hierarchical resampling, volume image pyramid, non-self-intersecting force

† 정 회 원 : 이화여자대학교 컴퓨터그래픽스/가상현실 연구센터  
연구교수

sindy@cwaha.ac.kr

논문접수 : 2002년 5월 8일

심사완료 : 2002년 9월 24일

## 1. 서론

볼륨영상(volume image)에서 관심 대상 객체의 기하학적 경계면 구조를 추출하는 것은 가시화, 기하학적 측

정, 형태 분석 및 시뮬레이션 등 다양한 활용 목적을 위해 가장 우선적으로 처리되어야 하는 단계이다. 일반적으로 볼륨영상에서의 기하학적 경계면 구조 추출은 일련의 복셀(voxel) 공간으로부터 객체 영역을 구분하는 영상 분할(image segmentation)과 분할된 객체 영역에 기하학적 표면 구조를 적합시키는 표면 적합(surface fitting)에 의해 수행된다. 변형 모델(deformable model) [1,2]은 볼륨영상으로부터의 영상 분할 및 기하학적 표면 적합을 위해 하나의 통합된 효과적인 접근 방법을 제공한다. 사용자가 분할하고자 하는 대상 객체의 근처에 초기 모델을 위치시키면 변형 모델은 영상 특성을 이용하여 자체 에너지가 최소화되는 방향으로 초기 모델의 형태와 위치를 스스로 변형시키면서 분할하고자 하는 객체의 경계면을 찾아 수렴한다.

그러나, 기존의 변형 모델은 세 가지 주요 제한점을 가지고 있다. 첫째, 처음 제안된 변형 모델[3]은 사용자가 인터랙티브하게 초기 모델의 움직임을 제어하여 대상 객체의 경계 부위로 유도할 수 있도록 설계되었다. 따라서, 자동화된 경계면 추출 시 정확한 결과를 얻기 위해서는 초기 모델을 항상 목표로 하는 객체의 경계에 근접하게 위치시켜야 한다. 둘째, 변형 모델은 모델 구성 요소들간의 연결성을 보장하고 모델의 형태를 평활하게 유지하는 특성이 있어서 완만한 경계를 가진 객체 구조의 추출에는 효과적인 반면, 모델의 기하학적 유동성이 제한되어 심한 함몰이나 돌출 경계면을 가진 복잡한 객체의 구조 추출에는 좋은 성능을 보이지 않는다. 셋째, 변형 모델이 영상의 특성에 따라 변형될 때 종종 모델 구성 요소들 간에 충돌 또는 교차가 발생할 수 있다. 모델 내 자기교차는 경계면의 형태가 복잡한 경우에 더 자주 발생할 수 있는데, 기존 변형 모델은 자기교차를 방지할 수 있는 기능이 포함되어 있지 않아서 복잡한 경계면 추출에 어려움이 있었다.

본 연구에서는 기존 변형 모델이 갖는 세 가지 주요 제한점을 개선함으로써 복잡한 기하학적 표면 형태를 가지는 객체, 특히 위상학적으로는 간단한 구체의 구조를 가지지만 표면에 심한 돌출 및 함몰 영역을 많이 포함하는 객체의 경계면 추출에 효과적인 변형 모델을 제안한다. 제안 변형 모델의 특성은 다음과 같다.

• **볼륨영상 피라미드(volume image pyramid) 기반 계층적 리샘플링(hierarchical resampling):** 먼저 다해상도의 영상 피라미드를 구축하고, 각 레벨의 영상 해상도에 맞추어 리샘플링한 변형 모델을 계층적으로 적용함으로써 객체의 경계면을 멀티스케일 방식으로 추출한다. 볼륨영상 피라미드는 초기 변형 모델을 고주파

수 영역들이 제거된 저해상도의 볼륨영상에 적용할 수 있게 함으로써, 초기화 의존성을 일으키는 노이즈나 미세한 지역적 영상 특성들에 영향을 받지 않고 객체의 경계면 근처에 밀접하게 이동할 수 있게 한다. 계층적 리샘플링은 영상 해상도에 따라 모델의 구성 요소들을 전역적으로 세분화하고 모델 변형 과정에서도 각 구성 요소들이 균일화된 해상도를 유지하도록 함으로써, 모델이 영상의 특성에 따라 유동적으로 변형될 수 있게 한다. 따라서, 함몰 및 돌출 부위를 성공적으로 추출할 수 있게 한다.

• **자기교차방지성 모델 변형:** 제안 변형 모델은 기존 변형 모델에서 포함하는 내력(internal force) 및 외력(external force) 외에 자기교차방지력(non-self-intersecting force)을 가진다. 자기교차방지력은 모델 구성 요소들간의 최소 거리를 계산하고 제한 거리 이하로 근접한 비인접 모델 구성 요소들에 대해 척력을 적용함으로써 모든 인접하지 않은 모델 요소들이 일정 거리 이내로 가까워지지 않도록 한다. 이러한 기능은 복잡한 경계면 추출 시 빈번히 발생하는 자기교차 문제를 사전에 예방할 수 있게 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구에 대해 살펴보고, 3장에서는 자기교차방지성 모델 변형을 유도하는 물리적 운동 방정식을 제안한다. 4장에서는 볼륨영상 피라미드에 기반한 계층적 리샘플링 방법에 대해 설명하고, 5장에서는 합성볼륨영상 및 실제 의료볼륨영상에 대한 경계면 추출 실험 결과를 제시한 후, 6장에서 결론을 맺는다.

## 2. 관련 연구

변형 모델에는 파라미터 모델(parametric model), 암시적 모델(implicit model), 기하학적 모델(geometric model)의 세 가지 형태가 있다. 파라미터 모델[2,3]은 영상의 노이즈나 경계 부위의 틈에 견고하지만, 초기화 위치에 매우 의존적이며 복잡한 형태 추출에는 적합하지 않다. 암시적 모델[4,5]은 기하학적 및 위상학적 유연성을 제공하지만, 계산 시간이 영상 크기에 비례하기 때문에 볼륨영상에 적용할 경우 너무 많은 계산 시간이 요구된다. 예지로 연결된 노드들의 집합으로 표현하는 기하학적 모델[6,7,8]은 구성 요소들에 대한 기하학적 연산을 통해 모델 변형이 이루어지므로 기하학적 및 위상학적 유연성을 제공할 뿐 아니라, 계산 시간이 영상의 크기에 관계없이 객체의 크기와 복잡도에 비례하는 장점이 있다. 따라서, 본 연구에서는 기하학적 변형 모델 표현을 사용한다.

Miller 등[6]은 초기에 단순한 삼각메쉬 모델로 시작해서 메쉬를 점차 작게 세분화해가는 기하학적 변형 모델을 제안하였다. 이 연구에서는 메쉬를 일괄적으로 세분화함으로써 기존 모델의 초기화 문제를 개선했지만, 초기에 저해상도의 메쉬 모델을 적용하더라도 영상 자체에 노이즈 등 지역적 특성이 존재하는 한 초기화 의존성 문제는 여전히 발생할 수 있다. 본 연구에서는 다해상도의 볼륨영상 피라미드를 사용하여 초기화 의존성 문제를 한층 더 개선하였다.

최근 Lachaud 등[8]은 Miller 등[6]에서와 같은 기하학적 모델 표현을 가지면서 다양한 위상적 변형이 가능한 변형 모델을 제안하였다. 이 방법에서는 모델의 비인접 노드들간의 거리가 제한 거리 이상으로 근접할 경우 서로 통합시키고, 인접 노드들간의 거리가 제한 범위 이상으로 멀어진 경우는 서로 분리시킴으로써 자유로운 위상 변형이 가능하도록 했다. 이러한 모델 변형은 임의의 초기화에 대해 다양한 위상 형태를 가지는 객체의 경계를 추출하기에는 효과적이다. 그러나, 단순 구면의 위상 형태를 가지면서 표면의 기하학적 형태가 매우 복잡한 객체의 경우는 자유로운 위상 변형 기능에 의해서 여러 개로 분리된 표면 구조들을 생성할 수 있다. 본 연구에서는 위상적 형태는 구면으로 제한되지만 심한 함몰 및 돌출 부위를 가지는 복잡한 객체의 경계면 추출을 목적으로 하기 때문에 변형 모델의 위상적인 변형은 허용하지 않는다. 또한, Lachaud 등[8]의 방법에서는 비인접 노드들간의 거리 비교에 의해서 위상적 변형과 부수적으로 자기교차 문제를 해결하였지만, 실제로 노드들간의 거리 비교만으로는 자기교차 문제를 해결하기가 어렵다. 따라서, 본 연구에서는 비인접 삼각메쉬들간의 최소 거리를 비교함으로써 자기교차 문제를 개선한다.

### 3. 물리적 모델 변형

본 장에서는 기존 변형 모델의 자기교차 발생 문제점을 개선하기 위하여 자기교차방지력을 추가하고 볼륨영상 정보에 대한 퍼지 멤버십 함수를 사용하여 외력을 개선한 변형 모델을 제안한다. 본 논문에서 제안된 변형 모델은 서로 연결된 개의 삼각메쉬 노드들로 구성되고, 각 노드  $i(i=1, \dots, N)$ 의 움직임은 다음과 같이 라그랑제 운동 방정식으로 표현된다.

$$\mu_i \mathbf{a}_i + \gamma_i \mathbf{v}_i + \mathbf{f}_{int,i} + \mathbf{f}_{nsi,i} = \mathbf{f}_{ext,i} \quad (1)$$

$\mathbf{v}_i$ ,  $\mathbf{a}_i$ 는 노드  $i$ 의 속도 및 가속도이고,  $\mu_i$ 와  $\gamma_i$ 는 노드의 질량(kg) 및 노드의 운동 에너지를 소모율을 제어하기 위한 감쇠 요소(damping coefficient, N·s/m=kg/s)

이다.  $\mathbf{f}_{int,i}$ 는 모델 구성 요소들간에 스프링과 같은 유연한 연결과 완만한 형태를 유지하도록 하는 내력이고,  $\mathbf{f}_{ext,i}$ 는 영상의 명암도에 대한 퍼지 멤버십 함수를 기반으로 특정 명암도 클래스와 에지를 향해 모델을 움직이게 하는 퍼지기반 외력이며,  $\mathbf{f}_{nsi,i}$ 는 자기교차방지력이다.

#### 3.1 내력

내력은 탄성력(stretching force)  $\mathbf{f}_{si,i}$ 과 강성력(bending force)  $\mathbf{f}_{bd,i}$ 의 가중치 합으로 계산한다. 탄성력은 인접 노드들간에 신축성 있는 연결성을 부여하기 위한 것으로 각 인접 노드들간의 에지 길이가 안정상태 길이  $d_{rest}$ 보다 길어지면 줄어드는 방향으로,  $d_{rest}$ 보다 줄어든다면 다시 길어지는 방향으로 힘을 부과한다.

$$\mathbf{f}_{si,i} = \sum_{j=1}^{n_i} \left[ (|\mathbf{x}_{ij} - \mathbf{x}_i| - d_{rest}) \frac{(\mathbf{x}_{ij} - \mathbf{x}_i)}{|\mathbf{x}_{ij} - \mathbf{x}_i|} \right] \quad (2)$$

$n_i$ 는 노드  $i$ 의 인접 노드 수,  $\mathbf{x}_{ij} (j=1, \dots, n_i)$ 는  $\mathbf{x}_i$ 의  $j^{th}$ 인접 노드 위치를 나타내며,  $d_{rest}$ 는  $t-\Delta t$ 시간에서의 전체 모델 내 평균 에지 길이로 계산한다.

강성력은 모델 표면의 굴곡을 완만하게 유지하기 위한 것으로 표면의 국소적 곡률을 측정하여 이를 최소화하는 방향으로 부과한다. 본 연구에서는 노드  $\mathbf{x}_i$ 와 인접 노드들  $\mathbf{x}_{ij} (j=1, \dots, n_i)$ 의 중심점  $\mathbf{c}_i$  사이의 거리 벡터를 측정하여 곡률을 근사화한다[8].

$$\mathbf{f}_{bd,i} = \mathbf{c}_i - \mathbf{x}_i - \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} (\mathbf{c}_{ij} - \mathbf{x}_{ij}) \quad (3)$$

$\mathbf{c}_i$ 와  $\mathbf{c}_{ij}$ 는 각각 노드  $\mathbf{x}_i$ ,  $\mathbf{x}_{ij}$ 의 인접 노드들에 대한 중심점으로 인접 노드들의 위치 평균으로 계산한다.

$$\mathbf{c}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} \mathbf{x}_{ij} \quad (4)$$

#### 3.2 퍼지기반 외력

기존 변형 모델에서 가장 많이 사용되어온 외력은 에지력(edge force)[3]과 팽창/수축력(inflation/deflation force)[6,9,10]이다. 에지력은 영상의 에지 필드에서 그 값이 큰 곳으로 모델을 유도한다. 그러나, 그레디언트나 Sobel 연산자 등과 같은 일반적인 에지 연산자를 사용할 경우 영상의 작은 명암도 차이도 에지로 검출하기 때문에, 모델이 실제 경계가 아닌 오류 영역에 수렴할 수 있다. 팽창/수축력은 임계값 명암도를 기준으로 모델을 일정하게 팽창 또는 수축시키는 힘이다. 그러나, 팽창/수축력은 모든 복셀들을 두 그룹으로 분리한 이진화 정보를 이용하기 때문에, 작은 노이즈에도 민감할 뿐 아니라 객체 경계의 내외부 사이에서 진동을 하는 경우가 있다.

본 연구에서는 이를 개선하기 위하여 FCM(fuzzy C-means) 클러스터링 알고리즘[11]을 이용하여 주어진 명암도 클래스 수  $K$ 에 대한 퍼지 멤버십 함수  $U(x, y, z) = \{u_k(x, y, z) | k=1, \dots, K\}$ 와 해당 클래스의 중앙값  $\mathbf{c}_k (k=1, \dots, K)$ 을 구하고, 이를 기반으로 에지력  $\mathbf{f}_{fedg,i}$ 과 팽창/수축력  $\mathbf{f}_{bal,i}$ 을 계산한다.  $u_k(x, y, z)$ 은 각 복셀의 클래스  $k (\sum_{k=1}^K u_k(x, y, z) = 1)$ 에 대한 퍼지 멤버십 값으로 복셀의 명암도와 해당 클래스 중앙값과의 유사한 정도를 0과 1 사이 값으로 나타낸다. 퍼지 기반 외력  $\mathbf{f}_{ext,i}(t)$ 는  $\mathbf{f}_{fedg,i}$ 와  $\mathbf{f}_{bal,i}$ 의 가중치 합이다.

$K$ 개 클래스 중 관심 대상 객체의 클래스가  $q$ 일때, 퍼지 기반 팽창/수축력은 다음과 같이 계산한다.

$$\mathbf{f}_{bal,i} = B_f(U(\mathbf{x}_i), q)\mathbf{r}_i \quad (5)$$

$\mathbf{r}_i$ 은 노드  $\mathbf{x}_i$ 에서의 법선 단위 벡터이고,  $B_f$ 는 퍼지 멤버십 함수로부터 계산되는 연산자로 모델의 팽창 또는 수축 여부 및 팽창/수축력의 크기를 결정한다.

$$B_f(U(\mathbf{x}_i), q) = \begin{cases} (+1) \cdot \frac{u_q(\mathbf{x}_i) - u_s(\mathbf{x}_i)}{u_q(\mathbf{x}_i)}, & \text{if } q = f \\ (-1) \cdot \frac{u_f(\mathbf{x}_i) - u_q(\mathbf{x}_i)}{u_f(\mathbf{x}_i)}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$u_f(\mathbf{x}_i)$ 는 노드  $\mathbf{x}_i$ 의 최대 멤버십 값( $u_f(\mathbf{x}_i) = \max_{k=1}^K u_k(\mathbf{x}_i)$ )이고,  $u_s(\mathbf{x}_i)$ 는 두번째로 큰 퍼지 멤버십 값( $u_s(\mathbf{x}_i) = \max_{k=1}^K u_k(\mathbf{x}_i)$  and  $k \neq f$ )이다.  $\mathbf{f}_{bal,i}$ 는 클래스  $q$ 에 대한 퍼지 멤버십 값  $u_q(\mathbf{x}_i)$ 이 최대 퍼지 멤버십 값을 가지면, 즉  $q=f$ 이면, 노드를 모델 표면에 수직 방향으로 팽창하게 하고, 그렇지 않으면 반대 방향으로 수축하게 한다. 팽창력은  $u_q(\mathbf{x}_i)$ 와  $u_s(\mathbf{x}_i)$  값의 차이가 클수록, 수축력은  $u_f(\mathbf{x}_i)$ 와  $u_q(\mathbf{x}_i)$  값의 차이가 클수록 크게 작용한다. 이것은 모델 노드가 완전히 대상 객체의 내부 또는 외부에 있을 때는 빠른 속도로 팽창 수축하도록 하는 반면, 객체의 경계 부분에 가까이 올수록 서서히 팽창 수축하게 하여 진동을 일으키지 않으면서 에지력에 의해 효과적으로 경계에 수렴할 수 있게 한다.

퍼지 기반 에지력  $\mathbf{f}_{fedg,i}$ 은 퍼지 멤버십 함수  $U$ 로부터 최대 멤버십 클래스 정보만을 갖는 함수  $U_m$ 을 구하고 이로부터 그레디언트 연산자  $\nabla$ 를 적용하여 계산한다.

$$\mathbf{f}_{fedg,i} = \nabla P(\mathbf{x}_i) \quad (7)$$

where

$$P(\mathbf{x}_i) = -c|\nabla U_m(\mathbf{x}_i)| \quad (8)$$

$$U_m(x, y, z) = \{u_m(x, y, z) | u_m(x, y, z) = c_f, \text{ when } u_f(x, y, z) \geq u_k(x, y, z), (k=1, \dots, K)\} \quad (9)$$

### 3.3 자기교차방지력

자기교차방지력은 모델 내의 서로 인접하지 않는 구성 요소들, 즉 비인접 삼각메쉬들 간에 상호 교차 또는 충돌이 일어날 가능성을 측정하여, 이러한 삼각메쉬들에 대해 물리적으로 적용하는 힘이다. 먼저 모델 내에서 자기교차를 일으킬 만큼 충분히 가까운 비인접 삼각메쉬들의 쌍을 탐색하고, 그러한 비인접 메쉬들이 발견되면 두 삼각메쉬들간에 서로 반대방향으로 밀쳐내게 하는 척력을 적용한다. 자기교차후보 삼각메쉬들의 쌍은 모델 내 모든 비인접 삼각메쉬들  $k, l$ 간의 최소 거리  $d_{cb}(T_k, T_l)$ 를 검사함으로써 얻어진다. 본 연구에서는 불필요한 삼각메쉬들 간의 거리 비교 시간을 절약하기 위해 모델 노드에 대한 옥트리 구조를 사용하였다.

두 비인접 삼각메쉬 간의 최소 거리  $d_{cb}(T_k, T_l)$ 가 최소 허용 거리  $D_{min}$ 보다 작으면, 삼각메쉬  $T_k$ 에 적용되는  $T_l$ 에 대한 자기교차방지력  $\mathbf{f}_{nsi}(T_k, T_l)$ 은 다음과 같이 계산한다.

$$\mathbf{f}_{nsi}(T_k, T_l) = \begin{cases} \frac{\|d_{cb}(T_k, T_l) - D_{min}\|}{d_{cb}(T_k, T_l)} (\mathbf{p}(T_l, T_l) - \mathbf{p}(T_k, T_k)), & \text{if } d_{cb}(T_k, T_l) \leq D_{min} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$\mathbf{p}(T_k, T_l)$ 는 삼각메쉬  $T_k$ 상에서  $T_l$ 과 가장 가까운 점이고,  $\mathbf{p}(T_k, T_k)$ 는  $T_l$ 상에서  $T_k$ 와 가장 가까운 점이다.  $D_{min}$ 는 모델 내 인접 노드간 최소 에지 길이  $d^h_{min}$ (4.2절 참조) 보다는 작지 않고,  $2d^h_{min}$  보다는 크지 않게 설정되어야 한다.  $D_{min}$ 을  $d^h_{min}$ 보다 작게 설정하면 충분히 자기교차를 방지하기 어렵고,  $2d^h_{min}$ 보다 크게 설정하면 하나의 노드만을 사이에 두고 연결된 비인접 노드들간에 불필요한 자기교차방지력이 부가되어 노드간 연결성을 파괴할 수 있다.

자기교차후보 삼각메쉬에 대해 계산된 자기교차방지력은 그 메쉬를 구성하는 세 노드에 각각 적용한다. 삼각메쉬  $T_k$ 의 노드  $\mathbf{x}_i$ 에 적용되는 메쉬  $T_l$ 에 대한 자기교차방지력  $\mathbf{f}_{nsi,i}(T_k, T_l)$ 은  $\mathbf{f}_{nsi}(T_k, T_l)$ 와 같은 방향이지만, 그 힘의 크기는 노드위치  $\mathbf{x}_i$ 와  $\mathbf{p}(T_k, T_l)$ 와의 거리에 따라 다음 식에서와 같이 조정한다.

$$\mathbf{f}_{nsi,i}(T_k, T_l) = w_{nsi} \frac{1}{\|\mathbf{p}(T_k, T_l) - \mathbf{x}_i\|} \mathbf{f}_{nsi}(T_k, T_l) \quad (11)$$

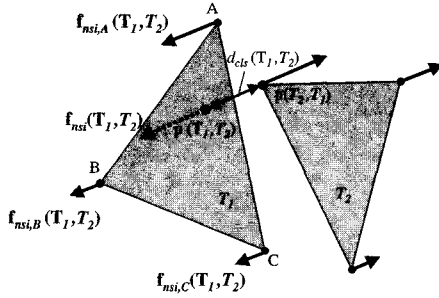


그림 1 비인접 삼각메쉬간의 각 노드에 작용하는 자기교차방지력

$w_{nsi}$ 는 자기교차방지력의 가중치 값이다. 노드  $\mathbf{x}_i$ 와  $\mathbf{p}(T_h, T)$ 와의 거리가 가까울수록 노드  $\mathbf{x}_i$ 가 삼각메쉬  $T_i$ 에 더 근접한 것이므로 자기교차방지력은 더 크게 작용한다. 그림 1에서  $T_1$ 상의 세 노드  $A, B, C$ 에 적용된  $T_2$ 에 대한 자기교차방지력  $\mathbf{f}_{nsi,A}(T_1, T_2)$ ,  $\mathbf{f}_{nsi,B}(T_1, T_2)$ ,  $\mathbf{f}_{nsi,C}(T_1, T_2)$ 는  $\mathbf{p}(T_1, T_2)$ 점과 가장 가까운 위치에 있는  $A$ 에서 가장 크게 작용하고  $B$ 와  $C$ 에서는  $A$ 보다 적게 작용한다.

4. 불륨영상 피라미드 기반 계층적 리샘플링

기존 변형 모델은 지역적인 영상 정보를 이용하여 모델의 위치를 변형시키기 때문에, 초기 모델 주변에 노이즈 등이 있을 경우 모델은 그 곳에 수렴하여 실제 객체의 경계 추출에 실패할 수 있다. 영상 피라미드는 영상의 세부적인 정보들을 여러 단계 레벨로 추상화시킴으로써 지역적 오류 영상 정보에 대한 영향력을 극복할 수 있게 한다[12]. 그러나, 모델 해상도를 영상 해상도와 무관하게 유지한다면 변형 모델은 불필요한 중복 정

보를 포함하거나 상세한 영상 특징들을 간과할 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 불륨영상 피라미드의 해상도에 따라 변형 모델의 해상도를 상세화하는 계층적 리샘플링 방법을 제안한다(그림 2).

4.1 등방성 불륨영상 피라미드

불륨영상 피라미드는 하위 레벨의 고해상도 영상으로부터 상위 레벨의 저해상도 영상까지  $m$ 레벨의 불륨영상  $I_0, I_1, \dots, I_m$ 들로 구성되며 원 영상에 연속적인 컨벌루션 연산을 수행하여 생성된다[12]. 의료 불륨영상의 경우 각 차원에 대해서 등방 해상도를 갖지 않는 경우가 많은데,  $x, y, z$ 축간의 해상도 차이를 고려하지 않는 컨벌루션 연산을 적용하면 상위 레벨의 영상들이 하위 레벨 영상에 대한 왜곡된 추상화 정보를 나타낼 수 있다. 본 연구에서는 임의의 해상도를 갖는 불륨영상에 대해서 등방성 컨벌루션을 가능케하는 Lachaud 등[8]의 방법을 사용해서 불륨영상 피라미드를 구축한다.

Lachaud 등[8]의 방법은 입력된 비등방성 이산 영상에 대해서 등방성 복셀로 구성되는 가상 실 연속 공간을 정의하고 가상 실 연속 공간에 가우시안 컨벌루션 연산을 적용하여 등방성 불륨영상 피라미드를 구축한다.  $I_0$ 는 이산 크기가  $(X, Y, Z)$ , 실 공간의 크기가  $(X_R, Y_R, Z_R)$ 인 원 불륨영상이고  $I_h$ 는 이산 크기가  $(X_h, Y_h, Z_h)$ 인 현재 피라미드 레벨  $h$ 에서의 불륨영상을 나타낸다. 레벨  $h$ 에서 실 불륨 공간상의 단위 복셀은 각 방향 길이가  $U_h$ 인 입방체로써,  $U_h$ 는  $h$ 레벨 이산 영상 공간 복셀의 세 방향 길이 중 최소값을 갖는다. 피라미드 레벨간 영상 크기 축소율이  $\rho$ 일때, 각 레벨에서  $I_h$ 의 크기와  $U_h$  길이는 다음과 같이 정의된다.

$$X_{h+1} = \left\lfloor \frac{X_h}{\rho} \right\rfloor, Y_{h+1} = \left\lfloor \frac{Y_h}{\rho} \right\rfloor, Z_{h+1} = \left\lfloor \frac{Z_h}{\rho} \right\rfloor \quad (12)$$

$$U_{h+1} = \rho U_h, U_0 = \min(X_R/X, Y_R/Y, Z_R/Z) \quad (13)$$

4.2 계층적 리샘플링

계층적 리샘플링은 모델의 평균 해상도를 각 레벨의 영상 해상도와 일치시키기 위한 전역적 리샘플링과 모델이 변형되는 동안에도 모든 삼각메쉬들의 크기가 영상 해상도에 맞추어 균일하게 유지되도록 하는 지역적 리샘플링으로 구성된다. 모델의 해상도를 불륨영상의 해상도에 일치시키기 위해서는 삼각메쉬의 에지 길이가 최소한 한 단위 복셀의  $x, y, z$  각 방향 길이보다는 짧지 않고, 최대 두 26-연결 인접 단위 복셀의 대각선 연결 길이보다는 길지 않아야 한다. 따라서, 불륨영상 피라미드의 레벨  $h$ 에서 모델 내 최소 및 최대 에지 길이는

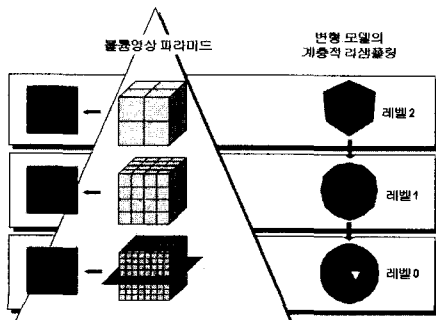


그림 2 불륨영상 피라미드 기반 계층적 리샘플링

전역적 리샘플링은 피라미드의 저해상도 영상 레벨에서 고해상도 영상 레벨로 이동할 때 수행한다. 전역적 리샘플링은 모델의 평균 에지 길이  $L_h$ 가 각 피라미드 레벨  $h$ 에서의 최대 에지 길이  $d_{max}^h$ 보다 작아질 때까지 일괄적으로 모델의 모든 삼각매쉬들을 그림 3과 같이 세분한다.

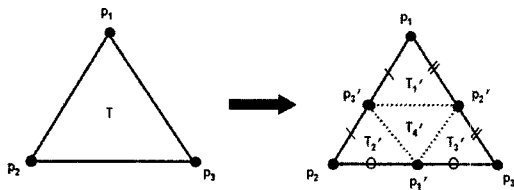
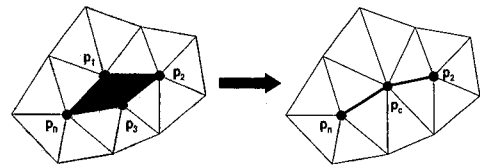


그림 3 전역적 리샘플링을 위한 삼각매쉬 세분

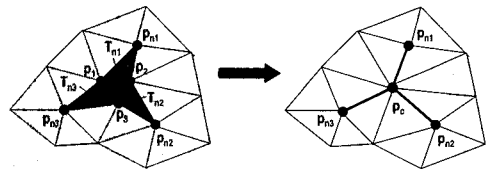
전역적 리샘플링은 모델의 평균 해상도만을 조절할 수 있을 뿐 각 삼각매쉬의 크기를 균일하게 조정하지는 못한다. 삼각매쉬들의 크기가 균일하게 조정되지 않을 경우, 너무 크게 팽창된 삼각매쉬는 노드간 거리 유지 및 곡면의 굴곡을 완만하게 유지하려는 노력의 제약때문에 더 이상 영상의 특징을 따라 유도되지 못한다. 특히 굴곡이 심한 돌출 또는 함몰 부위를 잘 추출하지 못하게 된다. 본 연구에서는 지역적 리샘플링을 통하여 모든 삼각매쉬들의 크기를 균일화함으로써, 모델이 영상의 특성에 유동적으로 반응할 수 있게 하고 따라서 돌출 또는 함몰된 경계면에도 쉽게 적용될 수 있게 한다.

지역적 리샘플링 알고리즘은 두 단계로 수행한다. 첫 번째 단계에서는 모델 내의 모든 인접 노드들  $x_i, x_j$  ( $i=1, \dots, N$ )간의 에지 길이를 검사하여 최소 제한 길이  $d_{min}^h$ 보다 짧은 에지를 제거하고, 두 번째 단계에서는 최대 제한 길이  $d_{max}^h$ 보다 큰 에지를 처리한다. 이 과정은 모델이 운동 방식에 의해 변형되는 시간 간격  $nt$  ( $n=1, 2, 3, \dots$ ) 마다 수행할 수 있다. 지역적 리샘플링을 위해 수행하는 연산은 다음과 같다.

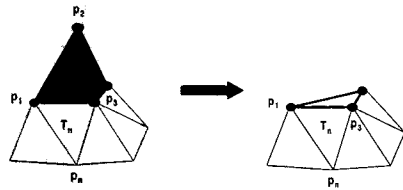
- **노드 융합(node fusion):** 삼각매쉬  $T$ 를 구성하는 세 에지 길이를 계산하여 하나의 에지만이  $d_{min}^h$ 보다 짧은 경우는 2-노드 융합(그림 4(a))를 수행하고, 둘 또는 세 에지 길이가  $d_{min}^h$ 보다 짧은 경우는 3-노드 융합(그림 4(b))를 수행한다. 노드의 인접 노드 수는 최소한 3 이상이어야 하므로, 2-노드 융합 전에 노드  $p_2$ 와  $p_n$ 의 인접 노드 수를 검사하여 그 값이 3 인 경우는 해당 노드를 제거한다(그림 4(c)).



(a) 2-노드 융합



(b) 3-노드 융합



(c) 노드 제거

그림 4 지역적 리샘플링 연산(1): 노드 융합

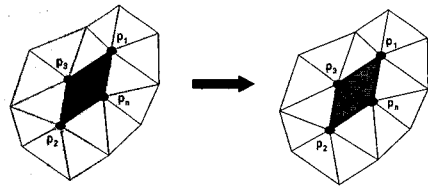


그림 5 지역적 리샘플링 연산(2): 에지 도치

- **에지 도치(edge inversion):** 에지 도치는 그림 5에서와 같이  $d_{max}^h$ 보다 긴 에지  $\overline{p_1 p_2}$ 를 공유하는 길고 짧은 두 삼각매쉬  $T, T_n$ 에 대해 수행한다. 에지 도치를 수행할 삼각매쉬  $T, T_n$ 는  $d_{max}^h$ 보다 긴 에지를 각각 하나씩만 가지고 있고  $p_n$ 과  $p_3$ 와의 거리가  $d_{max}^h$ 보다 짧아야 한다.
- **삼각매쉬 세분(triangle subdivision):** 에지 도치의 조건에 해당하지 않고  $d_{max}^h$ 보다 긴 에지를 포함하는 삼각매쉬들에 대해서는,  $d_{max}^h$ 보다 긴 에지의 개수에 따라 그림 6에서와 같이 이분(bisection), 삼분(trisection), 또는 사분(quadsection)한다. 각

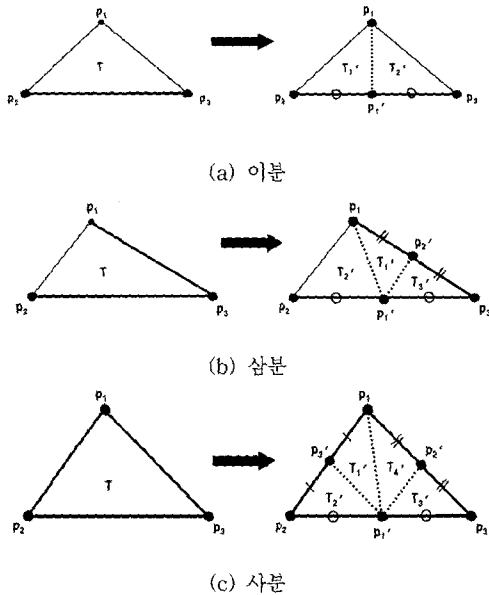


그림 6 지역적 리샘플링 연산(3): 삼각메쉬 세분

메쉬 세분은 항상 남은 삼각메쉬의 가장 긴 에지를 중심으로 수행한다. 가장 긴 에지에 의해 삼각메쉬를 반복적으로 이분하면 삼각메쉬의 내각이 예리한 예각이 되지 않기 때문에 삼각메쉬의 정규성(regularity)을 유지할 수 있다[13].

4.3 계층적 리샘플링 기능을 이용한 변형 모델

그림 7은 계층적 리샘플링 기능을 가진 변형 모델을 사용하여 볼륨영상으로부터 경계면을 추출하는 절차이다. 원 볼륨영상으로부터 볼륨영상 피라미드를 구축하고 사용자가 초기 모델을 설정한 후, 영상 피라미드의 가장 상위 레벨로부터 경계면 추출을 시작한다. 경계면 추출 과정은 전역적 리샘플링, 물리적 모델 변형 및 지역적 리샘플링의 반복된 프로시저로 구성된다. 해당 피라미드 레벨에서 모델이 수렴하면 피라미드의 다음 하위 레벨로 이동하고, 모델이 수렴되지 않았으면 물리적 모델 변형과 지역적 리샘플링 과정을 반복적으로 수행한다. 이 과정은 변형 모델이 피라미드의 최하위 레벨 영상에서 수렴할 때까지 반복한다.

5. 실험 결과

제안 변형 모델은 SGI Octane 워크스테이션 상에서 C와 OpenGL을 이용하여 구현하였다. 본 장에서는 합성 볼륨영상 및 의료 볼륨영상으로부터의 경계면 추출 실험 결과를 보인다. 표 1은 실험 내용 및 결과를 요약한 표이다.

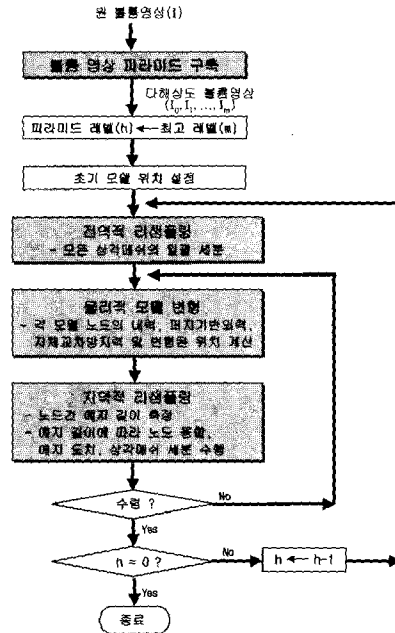


그림 7 계층적 리샘플링 기능을 이용한 변형 모델의 경계면추출 절차

표 1 실험 내용 및 결과 요약

실험	실험 영상	실험 목적 및 내용	실험 결과
실험 1	단순 돌출구체 합성영상 (그림 8)	초기화 위치에서의 의존성 실험: 초기화 1 (객체의 경계 외부)과 초기화 2 (객체의 한쪽 경계 근처)에 대한 결과 비교	• 두 초기화에 대해 동일한 경계면 추출
실험 2	돌출구체 합성영상 (그림 9)	합물 및 돌출 영역 추출에의 적용성 실험: 지역적 리샘플링 기능의 유무에 따른 돌출영역 추출 결과 비교	• 지역적 리샘플링이 있는 경우: 협소한 돌출 영역 추출에 성공 • 지역적 리샘플링이 없는 경우: 협소한 돌출 영역 추출에 실패
실험 3	돌출 직육면체 합성영상 (그림 10, 11)	멀티스케일 접근 방식의 시간 효율성 실험: 볼륨영상 피라미드 및 단일해상도 영상에서의 돌출직육면체 경계면 추출 결과 및 수행 시간 비교	• 볼륨영상 피라미드를 적용한 경우 총 수행 시간: 174.410ms • 단일해상도 영상을 적용한 경우 총 수행 시간: 470.020ms
실험 4	뇌 MR영상 (그림 12, 13)	복잡한 경계면 추출시 자기교차 방지성 실험: 자기교차방지력의 유무에 따른 대뇌피질 표면 추출 결과 비교	• 자기교차방지력이 있는 경우: 자기교차없이 성공적으로 대뇌피질 추출 • 자기교차방지력이 없는 경우: 협소한 합물 영역에서 다수의 자기교차 발생

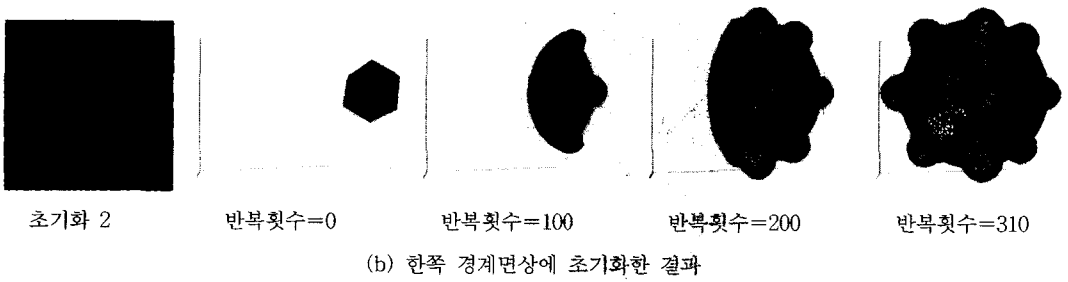
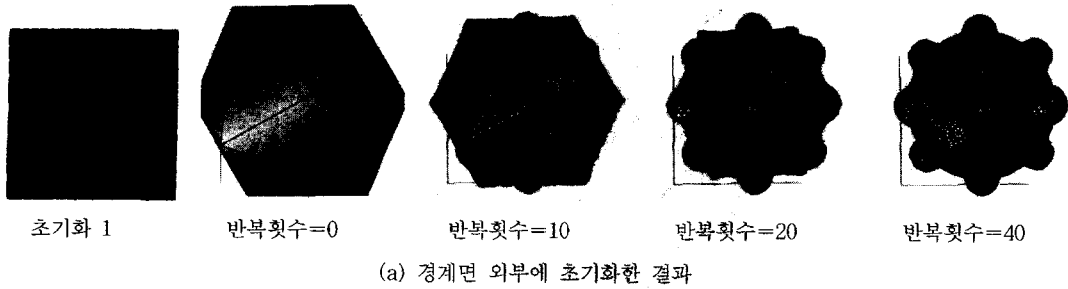


그림 8 두 초기화에 대한 단순돌출구체의 경계면 추출 결과 비교

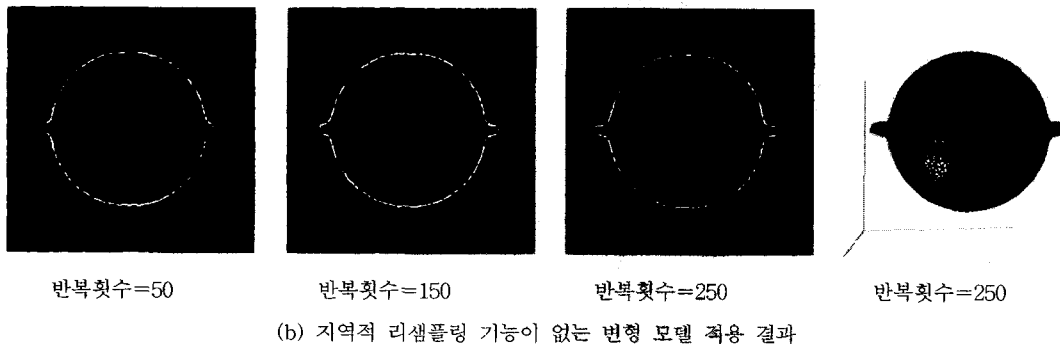
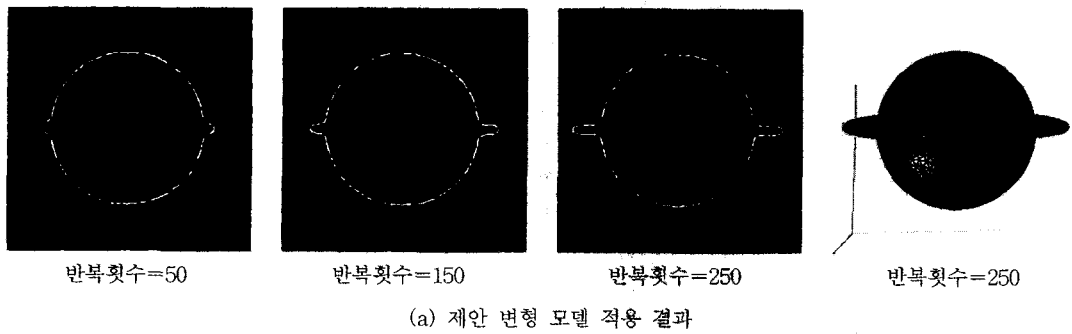


그림 9 지역적 리샘플링 기능의 유무에 따른 돌출구체 경계면 추출 결과 비교



5.1 합성 불투명영상에서의 경계면 추출

실험 1,2,3(표 1)에 사용한 합성 영상은 128×128×128의 해상도를 가지며 이로부터 각각 축소율 2인 4레벨의 불투명영상 피라미드를 구축하였다.

실험 1에서는 본 논문에서 제안한 모델의 초기화 의존성 여부를 실험하기 위하여, 단순돌출구체를 포함하는 불투명영상에서 객체의 경계 외부에 초기 모델을 위치시킨 경우(그림 8(a))와 객체의 한쪽 경계 근처에 치우치게 초기 모델을 위치시킨 경우(그림 8(b))에 대한 경계면 추출 결과를 비교하였다. 이 실험에서는 불투명영상 피라미드 레벨을 1로 고정하고 변형 모델을 적용하였다. 첫번째 초기화에서는 총 40회, 두 번째 초기화에서는 총 310회의 반복 수행이 요구되었지만, 두 초기화에 대해 모두 정확히 경계면을 추출할 수 있었다.

실험 2에서는 제안 모델의 함몰 및 돌출 영역 추출에 대한 적응성을 실험하기 위하여, 돌출구체 영상에 대해 제안 모델을 적용한 경우(그림 9(a))와 지역적 리샘플링 기능을 갖지 않는 변형 모델을 적용한 경우(그림 9(b))의 경계면 추출 결과를 비교하였다. 초기 모델은 각각 객체의 경계면 내부에 위치시키고 불투명영상 피라미드 레벨은 1로 고정하였다. 지역적 리샘플링 기능을 갖지 않는 변형 모델에서는 매 시간 간격마다 전체 모델의

평균 에지 길이를 계산하여  $d_{max}^h$ 보다 긴 경우 전역적 리샘플링을 수행하도록 하였다. 제안 모델을 적용한 경우는 총 250회 수행 후 정확히 좁고 긴 돌출 부위의 경계면을 추출하였으나, 지역적 리샘플링 기능을 갖지 않는 변형 모델은 150회 반복 수행에서 돌출 영역의 중간 부분까지만 진출하고 더 이상 진출하지 못해서 결국 돌출 부위의 경계면 추출에 실패하였다.

실험 3에서는 멀티스케일 접근 방식의 수행 시간 효율성을 실험하기 위하여, 돌출직육면체 합성 불투명영상에 대해서 다해상도 불투명영상 피라미드를 사용한 경우(그림 10(a))와 단일 해상도 불투명영상만을 사용한 경우(그림 10(b))의 경계면 추출 결과와 수행 시간을 비교하였다. 불투명영상 피라미드를 사용한 경우는 레벨 3부터 0까지 제안 모델을 계층적으로 적용하고 단일 해상도를 사용한 경우는 레벨 0에서만 제안 모델을 적용하여, 두 경우에 대해 각각 경계면 추출을 위해 소요된 시간을 측정하였다.

그림 11(a)는 불투명영상 피라미드상에서 계층적 리샘플링을 적용한 경우의 수행 CPU 시간 측정 결과이고, 그림 11(b)는 단일 해상도 영상을 적용한 경우의 수행 CPU 시간 측정 결과이다. 두 그래프는 각 10회 반복 수행 간격마다 측정된 내력 및 외력 계산 시간, 자기교

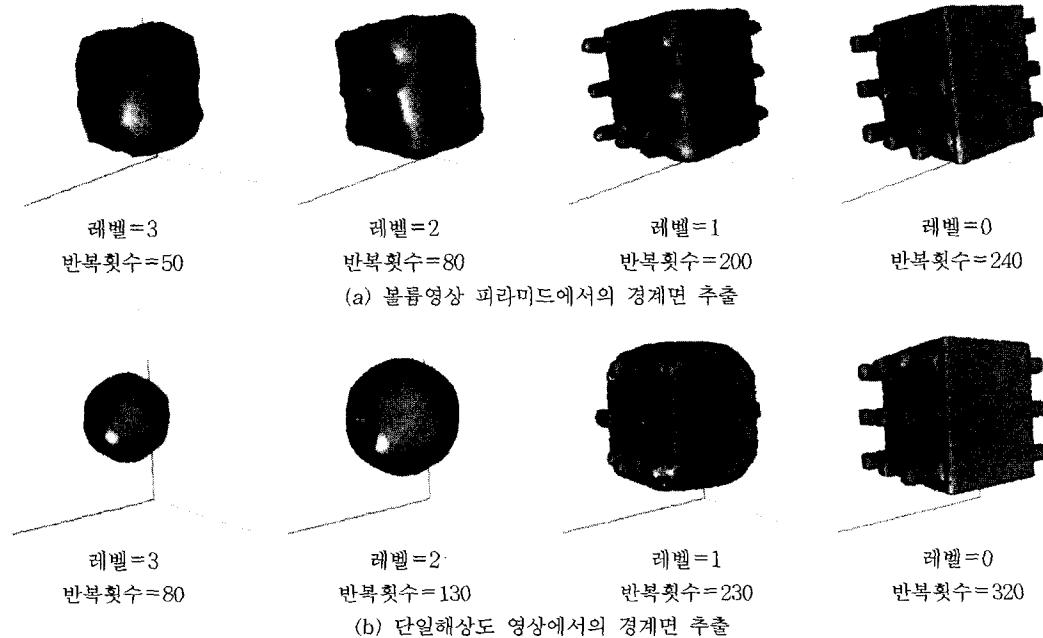
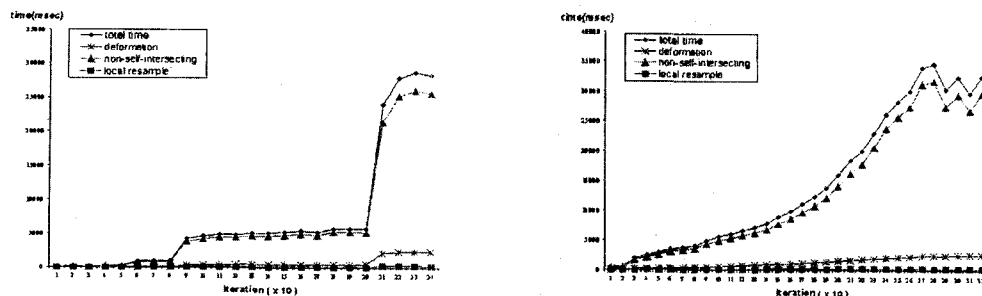


그림 10 불투명영상 피라미드 및 단일해상도 영상에서의 돌출직육면체 경계면 추출 결과 비교



(a) 볼륨영상 피라미드에서의 경계면 추출 소요 시간      (b) 단일해상도 영상에서의 경계면 추출 소요 시간

그림 11 볼륨영상 피라미드 및 단일해상도 영상에서의 돌출직육면체 경계면 추출 소요 시간 비교

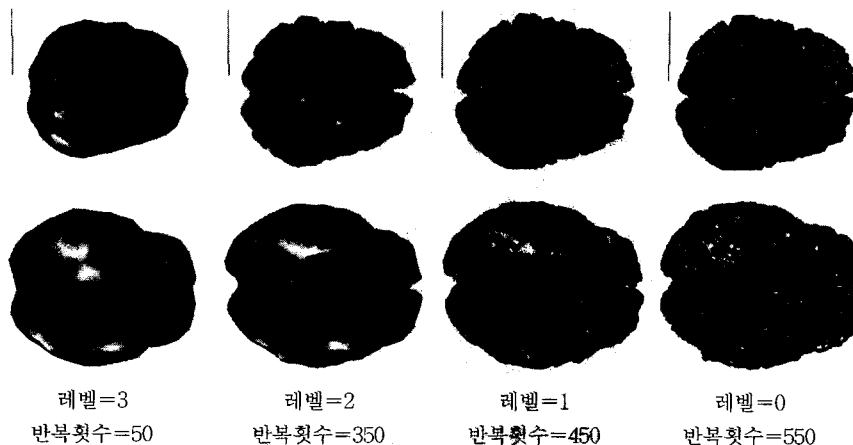


그림 12 볼륨영상 피라미드 레벨에 따른 대뇌피질 경계면 추출 결과

차방지력 계산 시간, 지역적 리샘플링 계산 시간, 그리고 총 수행 시간을 나타낸다. 볼륨영상 피라미드를 적용한 경우는 경계 추출 시간이 피라미드 레벨에 따라 계단식으로 증가하여 상위 레벨로 한 단계 이동할 때마다 단위 반복 수행 간격 당 수행 시간은 약 4배로 증가하였다. 경계면 추출에 소요된 총 시간은 174,410ms이다. 반면 단일 해상도 영상을 사용한 경우는 수행 시간이 반복 수행 횟수에 비례하여 증가하였다. 이것은 초기 모델을 경계면 내부 중심에 위치시켜서 모델 노드 수가 점진적으로 증가하였기 때문이다. 경계면 추출에 소요된 총 시간은 470,020ms로 다해상도 볼륨영상 피라미드를 사용한 경우에 비해 약 2.7배 정도 더 많은 시간이 소요되었다. 결과적으로 다해상도 볼륨영상에서 모델을 계층적으로 리샘플링하여 경계면을 추출하는 경우가 단일 해상도 영상에서 경계면을 추출하는 경우 보다 수행 시간을 훨씬 단축할 수 있음을 알 수 있다.

5.2 의료 볼륨영상에서의 경계면 추출

실험 4에 사용한 의료 영상은 MR 뇌 영상으로, 이로부터 대뇌피질(cerebral cortex)의 경계면을 추출하였다. 대뇌피질은 구체와 같은 위상 구조이지만 그 표면의 굴곡이 매우 심하고 깊고 좁은 골짜기를 많이 가진 복잡한 형태를 이루고 있어서 하나의 연결된 경계면을 추출하기가 매우 어렵다. 그러나, 제안 모델은 함몰 또는 돌출 경계면 추출에 유리하며 좁은 함몰 부위를 추출할 때 자주 발생하는 자기교차의 방지력을 가지고 있기 때문에 대뇌피질의 표면 추출에 적합하다.

뇌 영상의 해상도는 256×256×136이고 x, y, z축 세 방향의 복셀 간격은 0.9375, 0.9375, 1.5이다. 이로부터 축소율 2인 4레벨의 볼륨영상 피라미드를 구축하여 해상도가 128×128×68, 64×64×34, 32×32×17인 레벨 1, 2, 3의 영상을 생성하였다. 그림 12는 각 볼륨영상 피라미드 레벨에서의 대뇌피질의 경계면 추출 결과이다.

레벨 3에서는 변형 모델이 뇌피질의 대략적 경계 부위에 50회의 반복 수행만으로 빠르게 도달하였고, 레벨 2에서는 총 350회 반복 수행 후에 좌우반구의 윤곽이 드러나기 시작했다. 레벨 1과 레벨 0에서는 총 450, 550회의 반복 수행으로 뇌축열과 중심대뇌구 및 작은 sulci들을 포함한 대뇌피질의 상세화된 경계면을 자기교차없이 성공적으로 추출하였다. 제안 변형 모델을 사용하여 대뇌피질 경계면 추출에 소요된 총 CPU 시간은 약 21분으로 최근 발표된 다른 연구에 비해 매우 효율적인 결과이다. Xu 등[14]는 SGI O2 R10000 system에서 대뇌피질의 중심층을 추출하기 위해 4.5-6.4시간을 소요하였고, MacDonald 등[7]은 SGI Indigo2 R10000 system에서 대뇌피질의 내피 및 외피를 동시에 추출하기 위하여 약 1시간을 소요한 것으로 보고된 바 있다.

실험 4에서는 제안 모델이 가진 자기교차방지력의 효과를 테스트하기 위하여 자기교차방지력의 가중치 값을 0으로 설정한 후 대뇌피질 경계면 추출 실험을 수행하였다(그림 13). 그 결과 대뇌피질의 좁은 함몰 경계면 사이에서 다수의 삼각메쉬간 자기교차가 발생함을 목격할 수 있었다. 그림 13(a)는 자기교차방지력이 없는 변형 모델의 적용에서 발견된 자기교차 영역들을 보여준다. 그림 13(b)는 자기교차방지력을 가진 변형 모델을 적용한 결과이다.



(a) 자기교차방지력이 없는 변형모델 적용 결과



(b) 자기교차방지력이 있는 변형모델 적용 결과

그림 13 대뇌피질 경계면 추출에 대한 자기교차 방지성 실험 결과

## 6. 결론

본 연구에서는 위상학적으로는 단순 구체의 형태를 갖지만 복잡한 기하학적 표면 구조를 가지는 객체의 경계면 추출에 효과적인 새로운 변형 모델을 제안하였다. 제안 변형 모델은 불륨영상 피라미드를 기반으로한 계층적 리샘플링에 의해 점진적으로 상세화된 대상 객체의 경계면을 추출하게 함으로써, 기존 변형 모델의 초기화 의존성 문제를 개선할 뿐 아니라 함몰 및 돌출 영역에의 적응성을 증진시켰다. 또한, 자기교차방지력을 포함한 물리적 모델 변형을 통하여 복잡 객체 추출시 자주 발생하는 모델 내 구성 요소간 자기교차 문제를 개선하였다.

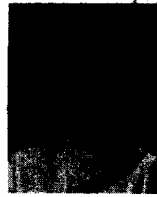
제안 모델을 함몰 및 돌출 경계면을 포함하는 다양한 함몰 불륨영상에 대해 적용 실험한 결과 초기화 모델의 위치가 객체 경계면에 인접하지 않게 주어진 경우도 정확한 경계면을 추출할 수 있었고, 계층적 리샘플링을 적용하지 않은 경우 추출할 수 없었던 협소하고 긴 함몰 및 돌출 영역도 성공적으로 추출할 수 있었다. 또한, 의료 불륨영상에 적용 실험한 결과 경계면 구조가 매우 복잡한 것으로 알려진 대뇌피질의 경계면을 자기교차 문제 없이 효과적으로 추출할 수 있었다.

그러나, 제안 모델은 불륨영상의 해상도와 모델의 해상도를 일치시키기 위하여 삼각메쉬의 에지 길이가 불륨영상의 1-3개 픽셀 길이 정도 내에서 균일하게 유지되도록 하기 때문에, 최종 피라미드 레벨에서는 너무 많은 노드와 삼각메쉬를 생성하는 단점이 있다. 따라서, 향후 연구로는 모델의 해상도를 영상의 해상도에 일치시키지 않고 추출하고자 하는 객체 형태의 복잡도에 따라 국소적으로 다르게 조정하는 리샘플링 방법을 개발할 계획이다.

## 참고 문헌

- [1] Terzopoulos, D., "Constraints on deformable models : Recovering 3D shape and nonrigid motion," *Artificial Intelligence*, Vol.36, No.1, pp.91-123, 1988
- [2] Terzopoulos, D. and Fleischer, K., "Deformable models," *The Visual Computer*, Vol.4, No.6, pp.306-331, 1988
- [3] Kass, M., Witkin, A. and Terzopoulos, D., "Snakes: Active contour models," *International Journal of Computer Vision*, Vol.1, No.4, pp.321-331, 1987
- [4] Malladi, R., Sethian, J. and Vemuri, B.C., "Shape modeling with front propagation: A level set approach," *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.17, No.2, pp.158-175,

- Feb. 1995
- [5] Whitaker, R., "Volumetric deformable models," In R.A. Robb, editor, *Visualization in Biomedical Computing(VBC'94)*, SPEI Proceedings, Vol.2359, Bellingham, WA, Mar. 1994
- [6] Miller, J.V., Breen, D.E., Lorensen, W.E., O'Bara, R.M. and Wozny, M.J., "Geometrically Deformed Models : A Method for Extracting Closed Geometric Models from Volume Data," *Computer Graphics(Proc. SIGGRAPH'91 Conf., Las Vegas, NY)*, Vol.25, No.4, pp.217-226, July, 1991
- [7] MacDonald, D., Avis, D., and Evans, A.C., "Proximity constraints in deformable models for cortical surface identification," In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'98)*, pp.650-659, Oct, 1998
- [8] Lachaud, J.-O. and Montanvert, A., "Deformable meshes with automated topology changes for coarse-to-fine three-dimensional surface extraction," *Medical Image Analysis*, Vol.3, No.1, pp.1-21, 1999
- [9] Cohen, L.D. and Cohen, I., "Finite element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.15, No.11, pp.1131-1147, 1993
- [10] McInerney, T., Terzopoulos, D., "Topology adaptive deformable surfaces for medical image volume segmentation," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol.18, No.10, pp.840-850, 1999
- [11] Klir, G.J. and Yuan, B., *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic*, Prentice Hall, International Editions, 1995
- [12] Pitas, I., *Digital Image Processing Algorithms*, Prentice Hall International, 1993
- [13] Rosenberg, I.G. and Stenger, F., "A lower bound on the angles of triangles constructed by bisecting the longest side," *Math. Comp.*, Vol.29, pp.390-395, 1975
- [14] Xu, C., Pham, D.L., Prince, J.L., Etemad, M.E., Yu, D.N., "Reconstruction of the central layer of the human cerebral cortex from MR images," *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'98)*, pp.481-488, Oct. 1998



박주영

1991년 이화여자대학교 전자계산학과(이학사). 1993년 이화여자대학교 대학원 전자계산학과(이학석사). 2000년 이화여자대학교 대학원 컴퓨터학과(공학박사). 1998년 9월 ~ 1999년 2월 University of Toronto 컴퓨터학과 방문학생. 2001년 1월 ~ 2002년 2월 Harvard Medical School, Brigham and Women's Hospital, Postdoctoral Research Fellow. 2002년 3월 ~ 현재 이화여자대학교 컴퓨터그래픽스/가상현실 연구센터 연구교수. 관심분야는 변형 모델링, 의료영상처리, 가상현실 등