

# 다해상도 변형 모델을 이용한 3차원 경계 분할

박주영, 김명희  
이화여자대학교 컴퓨터학과  
(sindy, mhkim)@mm.ewha.ac.kr

## Three-dimensional Boundary Segmentation using Multiresolution Deformable Model

Joo-Young Park, Myoung-Hee Kim  
Dept. of Computer Science and Engineering, Ewha Womans University

### 요 약

변형모델(deformable model)은 볼륨의료영상(volumetric medical image)으로부터 복잡한 인체기관의 3차원적 경계를 분할해내기 위해 효과적인 방법을 제공한다. 그러나, 기존 변형모델은 초기화 의존성, 오목한 경계(concavity) 분할의 비적합성, 그리고 모델내 요소간 자체교차(self-intersection)의 제한점을 가지고 있었다. 본 연구에서는 이러한 제한점을 극복하고, 오목한 구조를 포함하는 복잡한 인체기관의 경계를 분할하기에 적합한 새로운 변형모델을 제안하였다. 제안한 변형모델은 볼륨영상 피라미드(pyramid)를 기반으로 다해상도(multiresolution)의 모델 정제화(refinement)를 수행한다. 다해상도 모델 정제화는 전역적 리샘플링(global resampling) 및 지역적 리샘플링(local resampling)을 통하여 저해상도의 모델로부터 점차 고해상도의 모델로 이동하면서 객체의 경계를 계층적으로 분할해가는 방법이다. 다해상도 모델에 의한 계층적 경계 분할은 초기화 조건에의 의존성을 극복할 수 있게 할 뿐 아니라, 빠른 속도로 원하는 객체의 경계에 수렴할 수 있게 한다. 또한, 지역적 리샘플링은 모델 구성요소의 정규화를 수행함으로써 객체의 오목한 부분을 성공적으로 분할할 수 있게 한다. 그리고, 제안 모델은 기존 변형모델에서 포함하는 내부 힘(internal force)과 외부 힘(external force) 외에 자체교차방지 힘(non-self-intersection force)을 추가함으로써 효과적으로 모델내의 자체교차를 방지할 수 있게 하였다.

### 1. 서 론

컴퓨터 단층촬영 기법을 통해 얻어진 볼륨의료영상으로부터 인체 내부 기관의 3차원 경계를 분할하는 것은 가시화, 정량적 분석, 수술 시뮬레이션 등 대부분의 의료영상 관련 작업에서 가장 우선적으로 수행되어야 하는 중요한 단계이다. 변형모델[1,2]은 기하, 물리, 근사에 관한 이론을 결합한 모델 기반 기법으로 의료영상분할을 위한 효과적인 접근 방법을 제공한다. 변형모델은 그 것의 본질적인 연결성과 완만함 때문에 객체의 경계 부위에 있는 노이즈나 틈 등 비정규적인 특성들로부터의 영향을 극복할 수 있고, 분할과 동시에 객체 형태에 대한 재구성이 가능하므로 모델링, 분석 등 후속 작업과의 연결이 가능하다[3].

그러나, 기존의 변형모델은 몇가지 제한점을 가지고 있다. 첫째, 분할 결과가 초기 조건에 매우 민감하다. 변형모델에서는 분할을 수행하기 위해서 먼저 사용자가 초기 모델을 영상위에 위치시키고, 그로부터 에너지값이 최소가 되는 방향으로 모델을 변형시켜가는데, 이때 초기 모델이 분할하고자 하는 객체의 경계에 근접하게 놓여져야 정확한 분할 결과를 얻을 수 있다. 둘째, 기존 변형모델은 객체의 오목한 부분을 잘 분할하지 못한다. 이것은 모델의 형태를 부드럽고 완만하게 유지하도록 유도하는 내부 힘이 모델의 기하학적 유동성을 제한하기 때문이다. 셋째, 종종 모델이 변형되는 동안 자체교차를 일으킬 수 있다. 이것은 특히 오목한 부분이 많이 포함되는 복잡한 객체를 분할하고자 할 경우 자주 야기된다.

본 연구에서는 이와 같은 기존 변형모델의 문제점을 극복하고 볼륨의료영상으로부터 복잡한 해부학적 구조의 3차원 경계를 분할하기 위한 새로운 변형모델을 제안하였다. 제안 모델은 볼륨영상 피라미드를 기반으로 다해상도의 모델 정제화를 수행한다. 다해상도 모델 정제화는 전역적 리샘플링 및 지역적 리샘플링을 통하여 저해상도의 모델로부터 점차 고해상도의 모델로 이동하면서 객체의

경계를 계층적으로 분할해가는 방법이다. 다해상도 모델에 의한 계층적 경계 분할은 초기화 조건에의 의존성을 극복할 수 있게 할 뿐 아니라, 빠른 속도로 원하는 객체의 경계에 수렴할 수 있게 한다. 또한, 지역적 리샘플링은 모델 구성요소의 정규화를 수행함으로써 객체의 오목한 부분을 성공적으로 분할할 수 있게 한다. 그리고, 제안 모델은 기존 변형모델에서 포함하는 내부 힘과 외부 힘 외에 자체교차방지 힘을 추가함으로써 효과적으로 모델내의 자체교차를 방지할 수 있게 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 변형모델의 움직임 유도하는 물리기반 공식화(physical-based formulation)를 기술하고, 3장에서는 다해상도 볼륨영상을 기반으로한 모델 정제화 방법을 설명한다. 4장에서는 제안 모델을 사용한 실제 의료영상에 대한 경계 분할 실험 결과를 제시하며, 마지막으로 5장에서 결론을 제시한다.

### 2. 변형모델의 물리기반 공식화

본 연구에서 변형모델은 하나로 연결된 닫힌 삼각형 메쉬 볼을 이용하여 표현하였다. 모델의 각 노드  $i$  ( $i=1, \dots, N$ )는 시간에 따라 변화하는 위치  $\mathbf{x}_i = [x_i, y_i, z_i]$ 와 관계되며, 모델은 각 노드에 부과되는 내부 힘  $\mathbf{f}_{int,i}$ , 외부 힘  $\mathbf{f}_{ext,i}$ 에 의해서 변형된다. 본 모델에는 내부 힘과 외부 힘 외에 모델을 구성하는 메쉬들간에 서로 충돌 또는 교차하여 비단순 기하학적 형태(non-simple geometry)를 생성하는 것을 방지하기 위해 자체교차방지 힘  $\mathbf{f}_{nc,i}$ 을 추가하였다.

#### 2.1 내부 힘

내부 힘  $\mathbf{f}_{int,i}$ 은 탄성 힘(stretching force)  $\mathbf{f}_{s,i}$ 와 강성 힘(bending force)  $\mathbf{f}_{b,i}$ 의 합으로 구성된다. 탄성 힘은 모델이 인접한 노드들간에 서로 신축성있는 스프링으로 연결되어 있는 것과 같이 움직이게 하는 힘이다. 노드  $i$ 의 탄성 힘은 다음과 같이 계산된다.

$$f_{n,j} = w_n \sum_{j=1}^{n(x_i)} \left[ (\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i) \cdot d_{n,j} \frac{(\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i)}{\|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i\|} \right] \quad (1)$$

$\mathbf{x}_j$  ( $j=1, \dots, n(\mathbf{x}_i)$ )는  $\mathbf{x}_i$ 의  $j$ 번째 인접 노드의 위치,  $n(\mathbf{x}_i)$ 는 노드  $i$ 의 인접노드들의 수,  $d_{n,j}$ 는 안정된 상태에서의 노드간 길이이다.

강성 힘은 모델 표현 형태에 대한 굴곡 정도를 측정하고 모델 표면을 완만하게 유지하도록 하는 힘이다. 본 연구에서는 노드의 위치  $\mathbf{x}_i$ 와 인접 노드들의 무게중심  $\mathbf{c}(\mathbf{x}_i)$  사이의 거리 벡터를 측정하여 곡률을 근사화하였다[4].

$$f_{bd,j} = w_{bd} \left[ \mathbf{c}(\mathbf{x}_i) - \mathbf{x}_i - \frac{1}{n(\mathbf{x}_i)} \sum_{j=1}^{n(\mathbf{x}_i)} (\mathbf{c}(\mathbf{x}_j) - \mathbf{x}_j) \right] \quad (2)$$

2.2 외부 힘

외부 힘  $f_{ext,i}$ 는 팽창/수축 힘(balloon force)  $f_{bal,i}$ 와 에지 힘(edge force)  $f_{edge,i}$ 로 구성된다. 팽창/수축 힘은 모델이 원하는 영상 픽셀 강도(intensity) 범위안으로 이동할 때까지 모델이 팽창 또는 수축되도록 유도한다.

$$f_{bal,i} = w_{bal} B(I(\mathbf{x}_i)) \mathbf{n}_i \quad (3)$$

$\mathbf{n}_i$ 은  $\mathbf{x}_i$ 에서 모델표면에 대한 수직단위벡터이고,  $B(I(\mathbf{x}_i))$ 는 영상 픽셀 강도  $I(\mathbf{x}_i)$ 에 대한 이진 경계치 연산자이다.

에지 힘은 영상의 에지가 있는 곳으로 모델을 유도하는 힘이다.

$$f_{edge,i} = w_{edge} \nabla O_{MD} * I(\mathbf{x}_i) \quad (4)$$

$\nabla$ 는 그래디언트(gradient) 연산자이고,  $O_{MD} * I(x,y,z)$ 는 볼륨 영상  $I(x,y,z)$ 으로부터 3D Monga-Deriche 연산자[5]  $O_{MD}$ 를 수행하여 추출된 3D 에지 필드를 나타낸다.

2.3 자체교차방지 힘

본 모델에서는 모델내 삼각형 메쉬들간에 서로 충돌/교차하는 것을 방지하기 위하여, 먼저 모델내에서 충돌을 일으킬 만큼 충분히 가까운 비인접 삼각형 메쉬들의 쌍(충돌 후보 삼각형 메쉬 쌍)을 탐색한다. 그리고, 그러한 비인접 메쉬들이 발견되면 두 삼각형 메쉬들간에 서로 반대방향으로 밀쳐내게 하는 자체교차방지 힘을 적용한다.

비인접 삼각형 메쉬  $t_k$ 와  $t_l$ 간의 최소 거리  $d_{cl}(t_k, t_l)$ 가 비인접 메쉬간의 최소 허용 거리  $D_{min}$  보다 작으면, 삼각형 메쉬  $t_k$ 에 적용되는  $t_l$ 에 대한 자체교차방지 힘  $f_{self}(t_k, t_l)$ 은 다음과 같이 계산한다.

$$f_{self}(t_k, t_l) = \frac{(d_{cl}(t_k, t_l) - D_{min})^2}{d_{cl}(t_k, t_l)} (\mathbf{C}(t_k, t_l) - \mathbf{C}(t_l, t_k)) \quad (5)$$

$\mathbf{C}(t_k, t_l)$ 는  $t_l$ 과 가장 가까운  $t_k$ 상의 점이고,  $d_{cl}(t_k, t_l)$ 는  $\mathbf{C}(t_k, t_l)$ 와  $\mathbf{C}(t_l, t_k)$  사이의 거리이다. 각 충돌 후보 삼각형 메쉬에 대해 계산된 자체교차방지 힘은 그 메쉬를 구성하는 세 노드에 각각 적용된다. 삼각형 메쉬  $t_k$ 의 노드  $i$ 에 적용되는 메쉬  $t_l$ 에 대한

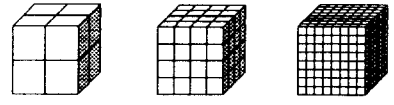


그림 1. 다해상도 볼륨영상 피라미드



그림 2. 모델의 전역적 리샘플링

자체교차방지 힘  $f_{self}(t_k, t_l)$ 은 다음과 같다.

$$f_{self}(t_k, t_l) = w_{self} \frac{1}{\|\mathbf{C}(t_k, t_l) - \mathbf{x}_i\|} f_{self}(t_k, t_l) \quad (6)$$

본 연구에서는 충돌 후보 삼각형 메쉬를 찾기위해 소요되는 계산 시간을 절약하기 위하여 모델 노드에 대한 유틸리티 구조를 사용하였다.

3. 다해상도 모델 정제화

다해상도 모델 정제화는 먼저 다해상도의 볼륨영상 피라미드를 생성하고, 변형모델을 볼륨영상의 해상도에 맞추어 저해상도에서 점차 고해상도로 정제화시켜가는 방법이다. 볼륨영상 피라미드는 그림 1에서와 같이 하위레벨에서 상위레벨로 올라갈수록 영상의 해상도가 단계적으로 낮아지는 계층적인 볼륨영상들의 집합으로, 상위레벨의 영상은 하위레벨의 영상에 convolution operation을 수행하여 생성된다. 본 연구에서는 등방해상도의 convolution을 보장하는 Lachaud[4]의 알고리즘을 사용하여 볼륨영상 피라미드를 생성하였다.

다해상도 모델 정제화는 전역적 리샘플링과 지역적 리샘플링을 이용하여, 모델의 에지 길이를 각 피라미드 레벨  $h$ 에서 볼륨영상의 단위 픽셀 크기  $U_h$ 에 비례하게 모델의 해상도를 조절한다. 영상 피라미드의 각 레벨  $h$ 에서 모델내 에지 길이의 최대 최소 범위  $d^{h,max}$   $d^{h,min}$ 를 다음과 같이 정의하였다.

$$[d^{h,min}, d^{h,max}] = [U_h, \sqrt{3}U_h] \quad (7)$$

3.1 전역적 리샘플링

전역적 리샘플링은 초기 모델(icosahedron)로 분할을 시작할 때와 저해상도의 피라미드 볼륨영상에서 다음 레벨의 고해상도 볼륨영상으로 이동할 때 모델의 전역적 해상도를 볼륨영상의 해상도에 일치시키기 위해 수행한다. 전역적 리샘플링은 모델의 평균 에지

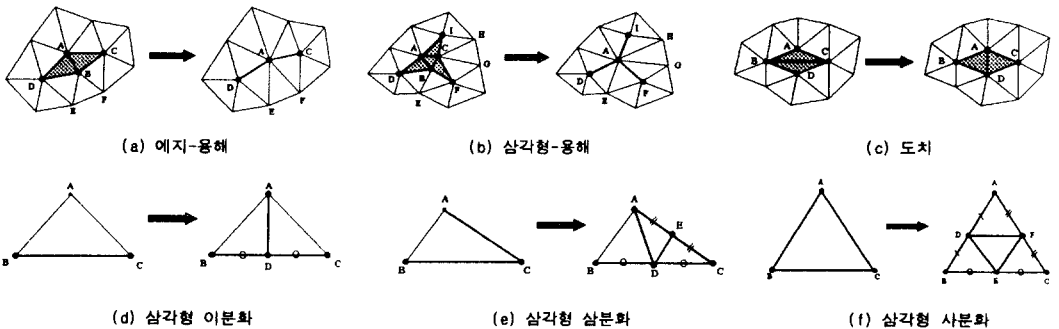


그림 3. 모델의 지역적 리샘플링 연산

길이 피라미드 레벨  $h$ 에서의 최대 범위인  $d^h_{max}$ 보다 작아질 때까지 반복해서 모델의 모든 삼각형 메쉬들을 일괄적으로 세분화한다.

세분화 방법은 그림 3 (f)에서와 같이 하나의 삼각형을 4개의 부분 삼각형(subtriangles)들로 나누는 것이다. 그림 2는 초기 모델 20번째로부터 1,2회 연속 전역적 리샘플링을 반복 수행한 결과를 보여준다.

### 3.2 지역적 리샘플링

지역적 리샘플링은 모델이 변형되는 동안 모델내 모든 삼각형 메쉬의 에지 길이가 (7)의 범위안에서 유지되도록 하므로써 모델을 정규화시키기 위한 것이다. 삼각형 메쉬의 크기가 균일하게 조정되지 않을 경우, 너무 크게 팽창된 삼각형 메쉬는 내부 힘의 제약 때문에 더이상 골극이 심한 경계나 오목한 경계를 추출하기 위해 변형하지 못하기 때문이다.

지역적 리샘플링은 모델을 구성하는 각 삼각형 메쉬의 에지 길이를 검사해서 최소 범위  $d^h_{min}$ 보다 작은 에지를 포함하는 삼각형 메쉬에 대해서는 삼각형-용해(triangle-melting) 또는 에지-용해(edge-melting) 연산을 수행하고, 최대 범위  $d^h_{max}$ 보다 큰 에지를 포함하는 삼각형 메쉬에 대해서는 도치(inversion) 또는 삼각형 세분화(subdivision) 연산을 수행한다. 그림 3는 지역적 리샘플링을 위한 연산을 보여준다.

## 4. 실험 결과

본 연구에서 제안한 다해상도 변형모델을 이용하여 SGI Octane/MXE SE R10000 workstation 상에서 뇌 MR 볼륨 영상으로부터 뇌피질(cortex) 경계면의 분할을 시도하였다. 사용한 뇌 MR 볼륨영상의 해상도는  $256 \times 256 \times 136$ 이고, 이로부터 총 4 레벨의 볼륨 영상 피라미드를 구축하였다. 레벨 0은 원 볼륨영상이고, 레벨 1,2,3에서 볼륨영상의 해상도는 각각  $128 \times 128 \times 68$ ,  $64 \times 64 \times 34$ ,  $32 \times 32 \times 17$ 이다.

그림 4(b)(d)(f)(h)는 피라미드 레벨 3, 2, 1, 0에서 총 반복횟수 100, 400, 500, 600 회를 수행하여 생성된 경계 분할 결과이다. 그림 4(a)(c)(e)(g)는 각 피라미드 레벨 볼륨영상의 transaxial 단면과 그 위에 오버레이된 변형모델의 경계분할 결과를 보여준다. 레벨 3에서는 뇌피질의 대략적 틀을 초기 모델에의 의존성없이 빠른 속도로 분할하였고(그림 5(a)(b)), 레벨 2,1에서는 점차 뇌의 세부적인 경계를 분할할 수 있었다(그림 5(c)(d)(e)(f)). 최종 레벨 0에서는 뇌의 깊은 sulci 구조를 자체교차없이 성공적으로 분할할 수 있었다(그림 5(g)(h)). 뇌피질 분할에 소요된 총 CPU 시간은 약 15분이다. 이것은 최근 Xu[6]가 SGI O2 R10000 system에서 뇌피질의 중심층을 분할하기 위해 4.5-6.4시간을 소요하였고, MacDonald[7]는 SGI Origin 200 R10000 system에서 회백질부의 내피와 외피를 동시에 분할하기 위하여 약 100 시간을 소요한 것에 비해 매우 효율적인 결과이다.

## 5. 결론

본 연구에서는 볼륨의료영상으로부터 뇌와 같은 오목불룩한 부분이 많고 복잡한 구조를 가지는 인체기관의 3차원 경계를 분할하기에 적합한 변형모델을 제안하였다. 본 제안 모델에서는 기존 변형모델이 가지고 있던 초기화의 의존성, 오목한 부분 분할에 대한 허약성, 그리고 자체교차의 새가지 단점을 개선하기 위하여, 볼륨영상 피라미드 영상을 기반으로한 다해상도 모델 정제화를 수행하고, 물리기반 공식화에 자체교차방지 힘을 추가하였다. 제안 모델을 뇌 MR 볼륨영상으로부터 뇌피질의 경계 분할에 적용한 결과, 초기화에 의존적이지 않으면서 빠른 속도로 원하는 경계부위에 수렴할 수 있었고, 모델내의 자체 충돌을 일으키지 않으면서 뇌의 오목한 sulci 부분까지 추출할 수 있었다.

제안 모델은 효과적이고 적절한 모델 정제화를 수행하지만, 영상의 해상도와 모델의 해상도를 일치시키기 때문에 너무 많은 노드와 삼각형 메쉬를 생성하는 단점이 있다. 따라서, 후속 연구로써 모델의 해상도를 영상의 해상도에 일치시키지 않고, 객체 경계의 특성에 따라 지역적으로 다르게 조정하는 모델 정제화 방법을 개발할 계획이다.

## 6. 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] McInerney, T. and Terzopoulos, D., "Deformable Models in Medical Image Analysis : A Survey", *Medical Image Analysis*, vol.1,no.2, pp.91-108, 1996
- [4] 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
- [5] Monga, O. and Deriche, R., "3D Edge Detection Using Recursive Filtering", *Proc. IEEE Conf. Comp. Vision and Pattern Recognition*, June 1989
- [6] Xu, C., Pham, D.L., and 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,
- [7] MacDonald, D., Avis, D., and Evans, A.C., "Proximity Constraints in Deformable Models for Cortical Surface Identification", *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention(MICCAI' 98)*, pp. 650-659, Oct. 1998

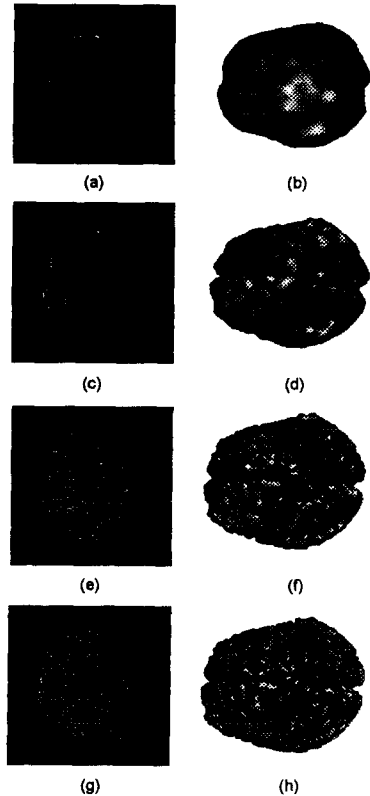


그림 4. 다해상도 변형모델을 이용한 뇌피질 경계 분할 결과 : (a)(b) 피라미드 레벨 3, (c)(d) 레벨 2, (e)(f) 레벨 1, (g)(h) 레벨 0