

# 볼륨영상 분할을 위한 새로운 레벨 셋 방법과 기존 방법의 성능비교

이 명 은<sup>†</sup> · 조 완 현<sup>††</sup> · 김 선 월<sup>†††</sup> · 진 연 연<sup>††††</sup> · 김 수 형<sup>†††††</sup>

## 요 약

본 논문에서는 볼륨 의료영상 분할에 대한 기존의 레벨 셋 기법과 제안하는 방법의 성능을 비교하고자 한다. 기존의 방법들은 영역의 정보만을 이용하여 분할을 시행하므로, 영상의 종류에 따라서 정확한 분할을 못한 경우가 있다. 따라서 새롭게 제안하는 방법은 정확한 분할 결과를 위하여 영상의 객체가 가지고 있는 에지 정보와 영역 정보를 함께 이용한다. 에지 정보는 레벨 셋의 곡면이 객체의 표면에 잘 도달할 수 있도록 해주는 기울기 벡터장을 이용하고, 영역 정보는 각 영역에서 픽셀의 밝기 값을 가우시안 분포를 이용하여 통계적 모델로 적합시킴으로써 영상의 분할에 적용하였다. 또한, 곡면 주변 잡음의 영향을 최소화 시켜주는 정규화 항을 사용한다. 기존의 레벨 셋 기반의 방법들과 제안한 방법의 성능 평가를 위하여 실제 볼륨 의료영상에 대하여 다양한 실험을 실시하고, 분할된 결과의 비교를 통하여 제안된 방법의 우수성을 입증한다.

키워드 : 볼륨 의료영상 분할, 기하학적 활성곡면 모델, 레벨 셋 방법, 기울기 벡터장, 픽셀 밝기분포

## Performance Comparison Between New Level Set Method and Previous Methods for Volume Images Segmentation

Myung-Eun Lee<sup>†</sup> · Wan-Hyun Cho<sup>††</sup> · Sun-Worl Kim<sup>†††</sup> · Yan-Juan Chen<sup>††††</sup> · Soo-Hyung Kim<sup>†††††</sup>

## ABSTRACT

In this paper, we compare our proposed method with previous methods for the volumetric image segmentation using level set. In order to obtain an exact segmentation, the region and boundary information of image object are used in our proposed speed function. The boundary information is defined by the gradient vector flow obtained from the gradient images and the region information is defined by Gaussian distribution information of pixel intensity in a region-of-interest for image segmentation. Also the regular term is used to remove the noise around surface. We show various experimental results of real medical volume images to verify the superiority of proposed method.

Keywords : Volumetric Medical Image Segmentation, Geometric Active Surface Model, Level Set Method, Gradient Vector Flow, Pixel Intensity Distribution

## 1. 서 론

의료 영상처리 과정은 다양한 형식으로 획득된 의료 볼륨 영상을 이용하여 모델들을 추출하고 시각화하기 위한 새로

운 방법들을 제공함으로써 의학 영상 처리 분야에 급격한 발전을 가져오고 있다. 볼륨영상에서 객체들의 분할은 의료 영상의 분석에서 중요한 단계 중 하나이다. 정확한 영상분할은 단순히 눈으로 신체 특정 부위의 모양과 상태를 보거나 조사하는 정도에서 벗어나 원하는 신체 부위를 정확히 찾아내어 최상의 수술 계획을 세우거나 또는 질병의 진행 모습을 추적하는 데에도 유용하게 이용된다. 그러나 해부학적 의료지식이 많은 전문가라 하더라도 동일 영상에 대해 항상 조직을 동일하게 구분하거나 판별하기는 어려운 일이다. 예를 들어 현재 환자의 뇌에 발생한 암이나 종양의 모양을 항상 똑같이 추출해 내거나 기억하기는 불가능하며 같은 전문가라도 결과가 조금씩 다를 수 있기 때문에 현재의

※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(2011-0004970).  
※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(2011-0005150).  
† 정 회 원 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 연구교수(교신저자)  
†† 정 회 원 : 전남대학교 통계학과 교수  
††† 준 회 원 : 전남대학교 통계학과 박사과정  
†††† 준 회 원 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 석사과정  
††††† 중신회원 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수  
논문접수 : 2010년 12월 28일  
수 정 일 : 1차 2011년 3월 10일  
심사완료 : 2011년 3월 21일

정확한 형태를 추출해서 기억해 놓거나 시간 경과에 따른 특정 부위의 변화된 모습을 추적하기엔 어려움이 많이 따른다. 이런 이유로 컴퓨터를 이용한 의료 영상처리기술의 개발에 대한 필요성이 제기되며 의료 영상처리과정의 첫 단계에서 가장 중요시되는 우수한 성능을 가진 영상분할 기술의 지속적인 개발이 필요하다.

의료 영상분할을 실시하는데 다양한 방법들이 제안되고 있으며 이중 동적 윤곽선 모델(Active Contour Model)[1] 알고리즘이 대표적인 방법이다. 이 방법은 영상에서 객체의 경계선을 찾기 위해 정의된 곡선이 시간이 지남에 따라 변화되는 정보를 활용하여 영상을 분할하는 방법으로 의료 영상분할에 효율적인 방법으로 알려져 있다. 동적 윤곽선 모델 중 영역기반(region based)의 레벨 셋 방법으로 대표적인 기법이 평균(mean) 속도함수 기반[2]의 방법과 평균-분산(mean-variance) 기반[3]의 방법이 있다. 이 방법들은 영상을 분할 할 때 영역의 평균/평균-분산을 통해 영상분할을 실시한다. 따라서 이 방법들을 볼륨 의료영상에 적용했을 경우 곡면 영역의 평균 혹은 평균-분산값 만을 계산하여 곡면의 전개를 실시하므로 오목한(concave) 부분이나 유사한 밝기 값을 가지고 있는 영역을 분할하는데 어려움이 있다.

따라서 본 논문에서는, 위에서 기술한 기존 방법의 문제점을 해결 하면서 정확한 분할을 위하여 새롭게 제안된 방법과 다양한 레벨 셋 방법들과의 성능을 비교하고자 한다. 먼저 제안하는 속도함수는 영역정보와 에지정보를 동시에 이용하는 것을 고려하였으며, 객체 주변의 잡음에 영향을 덜 받도록 해주는 정규화 항을 포함한다. 첫번째 에지정보는 경계선의 방향을 제공하는 기울기 벡터장(Gradient Vector Field: GVF)[4] 으로부터 유도되는 값을 동적 에지를 위한 외력으로 사용하였다. 또한 영역정보는 각 영역에서 픽셀의 밝기의 분포를 통계적 모델로 적합시킴으로써 영상의 분할에 적용하도록 하였고, 픽셀의 통계적 모델링을 위해 가우시안 분포를 사용하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 1장 서론에 이어, 2장에서는 레벨 셋 방법의 수리적 내용에 관하여 간단히 기술하며, 3장에서는 볼륨 의료영상 분할을 위한 기존의 레벨 셋 방법과 새롭게 제안하는 속도함수를 갖는 레벨 셋 방법을 기술한다. 4장에서는 다양한 실험결과 및 분석에 관하여 서술하며, 5장에서는 결론을 맺는다.

## 2. 레벨 셋 방법의 이론적 고찰

3차원 볼륨 데이터 분할을 위한 변형 모델을 고려했을 때 사용할 수 있는 한 가지 방법은 기하학적 변형곡면모형(Geometric Deformable Surface Model)이다. 이모형은 곡면을 따라서 적분되는 내적요인과 외적요인을 포함하는 기하학적 범함수(Geometric Functional)로부터 유도된다[5][6].

먼저 곡면은 특정 객체의 안쪽과 바깥쪽을 분할한다. 여기서, 만약 매개변수 형식으로 변형 곡면을 표현한다면 다음과 같다.

$$S(r, s): [0, L_1] \times [0, L_2] \rightarrow \mathbb{R}^3 \quad (1)$$

여기서  $r$ 과  $s$ 는 파라미터들이고 그것들의 법선 벡터는 다음과 같이 정의 된다.

$$n = \frac{S_r \times S_s}{|S_r \times S_s|} \quad (2)$$

그리고 주어진 곡면과 관련된 범함수의 측정치들은 다음의 두 가지 형식을 고려한다. 첫 번째 범함수 측정치는 일반적인 형식에 의해서 곡면을 따라 정의되며 다음 식 (3)과 같다.

$$E(S) = \int_0^{L_1} \int_0^{L_2} g(S(r, s)) dr ds \quad (3)$$

여기서  $g$ 는 곡면상에서 정의되는 법선벡터의 임의의 함수로 정의된다.

두 번째 범함수 측정치는 곡면 내부에 있는 각 복셀에 대한 볼륨함수  $f(x, y, z)$ 의 값을 하나로 통합하는 적분 값으로 주어지며 다음과 같은 수식(4)으로 정의된다.

$$E(S) = \iiint_{\Omega_s} f(x, y, z) dx dy dz, \quad (4)$$

여기서  $\Omega_s$ 는 곡면  $S$ 의 볼륨내부이다.

이때 범함수의 측정값 (3)과 (4)를 최소화 하거나 최대화 하는 곡면은 기울기 감소과정(Gradient Descent Process)을 통하여 얻어지는 다음의 Euler-Lagrange 방정식을 만족하는 곡면으로 주어진다.

$$\frac{\delta E(S)}{\delta S} = (g(S)\kappa - \langle \nabla g, n \rangle) n \quad \text{또는} \quad \frac{\delta E(S)}{\delta S} = F \cdot n \quad (5)$$

위의 식 (5)을 이용하여 팽창하는 곡면을 구현하기 위해서 Lagrangian 접근 방법을 통해 얻은 위치 벡터에 관련된 방정식을 이용한다. 그런데 이러한 방정식들은 차근사기법(Difference Approximation Scheme)을 사용하여 갱신될 수 있지만 움직이는 곡면의 위상적(topological) 변화를 정확하게 구현할 수 없는 단점을 갖고 있다.

따라서 이러한 단점을 개선하기 위해 Osher와 Sethian [7][8]은 레벨 셋 접근방법을 제안하였다. 이 방법은 곡면  $S$ 를 스칼라 볼륨함수  $\phi: U \rightarrow \mathbb{R}$ 의 레벨 셋으로써 표현하는 것이다. 여기서  $U \subset \mathbb{R}^3$ 는 곡면 모델의 정의역이다. 따라서 곡면  $S$ 는 다음과 같은 레벨 셋으로 표현될 수 있다.

$$S = \{u | \phi(u) = k\} \tag{6}$$

다시 말해서  $S$ 는  $\phi$ 의 값이  $k$ 가 되는 점들의 집합인 동치곡면(isosurface)이다. 이 곡면은 특정 객체를 안쪽과 바깥 쪽으로 분할한다. 그 다음, 볼륨 함수의 레벨 셋으로부터 변형 곡면을 정의하기 위한 접근방법은 시간의 변화에 따른 볼륨 함수를 고려하는 것이다. 이것은 수학적으로 다음 수식 (7)로 표현한다.

$$\phi(\mathbf{u}, t) = k \tag{7}$$

따라서 레벨 셋 모델 식 (7)을  $\phi$ 에 관한 레벨 셋 전개 방정식으로 정의하면 다음 식 (8)과 같다.

$$\phi_t = \frac{\partial \phi}{\partial t} = F |\nabla \phi|. \tag{8}$$

이때 곡면전개 방정식  $\frac{\delta E(S)}{\delta S} = F \cdot n$  과 레벨 셋 전개 방정식  $\phi_t = \frac{\partial \phi}{\partial t} = F |\nabla \phi|$  간의 동치성은 연쇄법칙 (Chain Rule)과 법선벡터의 정의를 사용하면 다음과 같이 증명 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} &= \frac{\partial \phi}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial \phi}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{\partial \phi}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial t} \\ &= \langle \nabla \phi, S_t \rangle \\ &= \langle \nabla \phi, F n \rangle \\ &= F |\nabla \phi| \end{aligned} \tag{9}$$

따라서 최종 레벨 셋 방정식 (8)에서 속도함수  $F$ 를 다양하게 변형한 여러 가지 레벨 셋 기반의 볼륨의료 영상분할 논문들이 출간되고 있으며, 다음 장에서는 기존의 대표적인 방법 중에 평균(mean) 속도함수 기반[2]의 방법, 평균-분산(mean-variance)을 사용하는 속도함수 기반[3]의 방법과 새롭게 제안하는 속도함수 기반의 레벨 셋 방법에 관하여 기술한다.

### 3. 볼륨영상 분할을 위한 다양한 레벨 셋 방법

#### 3.1 평균(mean) 기반의 레벨 셋 방법

평균기반의 레벨 셋 방법을 이용한 분할기법은 Chan & Vese[2]에 의해서 제안된 방법이며, 레벨 셋을 이용한 분할 방법에서 표준으로 사용될 만큼 입증된 방법 중에 하나이다. Chan과 Vese가 제안한 방법은 영역을 분할하는 곡면의 전개 동안에 적응적으로 측정된(estimated) 영역들의 평균값을 이용하여 곡면의 객체영역과 배경영역을 구분하기

위한 값으로 사용하였다. 즉, 곡면의 내부에 있는 픽셀들의 평균값과 곡면의 외부에 있는 픽셀들의 평균값을 계산하여 곡면의 적합(fitting) 향으로 사용하였다. Chan과 Vese의 모델에 사용된 에너지 범함수  $E$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} E_1(C) + E_2(C) &= \int_{inside(C)} |u_0(x,y) - c_1|^2 dx dy + \\ &\int_{outside(C)} |u_0(x,y) - c_2|^2 dx dy \end{aligned} \tag{10}$$

여기서  $c_1$ 과  $c_2$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{cases} c_1 = average(u_0) inside C \\ c_2 = average(u_0) outside C \end{cases}$$

이때 Chan과 Vese의 모델에 사용된 에너지 범함수  $E$ 를 최소로 하는 속도함수를 구해보면 다음과 같다.

$$F = (c_2 - c_1) \left( u_0 - \frac{c_1 + c_2}{2} \right) \tag{11}$$

#### 3.2 평균-분산(mean-variance) 기반의 레벨 셋 방법

평균-분산 기반의 방법은 Rousson & Deriche[3]에 의해서 제안된 방법이며, 각 곡면의 내부와 외부영역의 픽셀 값들의 분포가 정규분포를 이룬다고 가정하고, 통계적인 모수인 평균과 분산을 곡면의 전개에 사용한다. 이때 곡면의 전개를 위한 속도함수는 다음과 같다.

$$F(x) = \log \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2} - \frac{(I(x) - \mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \frac{(I(x) - \mu_2)^2}{\sigma_2^2} + \nu \cdot div \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \tag{12}$$

#### 3.3 제안하는 새로운 속도함수 기반의 레벨 셋 방법

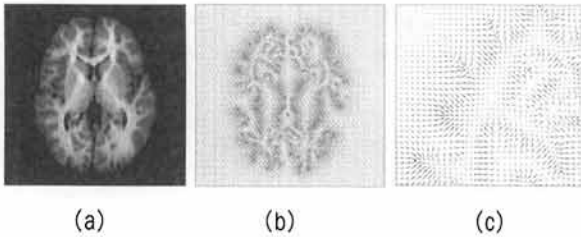
본 논문에서는 세 가지 속도( $F$ ) 항을 적분 측도들의 가중치 함으로써 정의 할 것이다. 정의된 속도함수는 2차원 뇌 MR 영상에 적용한 방법[11]을 3차원으로 확장하여 다양한 볼륨 의료영상에 적용한 방법이다. 제안한 속도 함수는 변형 곡면을 원하는 객체의 예지로 유도하는 정렬 항과 객체의 내부와 외부의 동질성을 측정하는 확률 영역 항, 그리고 곡면을 부드럽게 만들어주는 정규화(regularization) 항으로 구성된다.

##### 3.3.1 강건한 정렬 항(Robust Alignment Term)

강건한 정렬 항은 기울기 벡터장을 이용하여 기울기 벡터장과 곡선의 법선 벡터 사이의 내적의 절대 값으로 나타내며 입력영상에서 주어진 객체들의 경계 쪽으로 곡면모델이 움직이도록 조절해주는 항이다. 기존의 동적 윤곽선 모델은 초기곡선을 찾고자하는 물체의 윤곽선과 가까운 곳에 설정

해야한다. 또한 초기곡선이 윤곽선에서 멀리 설정되었을 때는 오목한 윤곽선의 경계부분에서는 수렴이 잘 되지 않는 단점이 있다. 이런 단점을 보완하기 위해 1995년에 Xu와 Prince[4]가 제안한 기울기 벡터장은 벡터가 객체의 에지로부터 멀리 떨어져 있는 곳에서도 벡터성분을 갖도록 하기 위해 기울기 벡터의 확산 방정식을 적용해 새로운 벡터장을 정의하였다[12][13].

(그림 1)은 제안하는 속도함수의 첫 번째 항에 사용된 기울기 벡터장의 특징을 보여주기 위한 그림이다. (a)는 뇌 MR 원본영상이고, (b)는 원본영상의 기울기 벡터장 성분을 화살표로 나타낸 것이며, (c)는 (b)의 GVF가 표현된 오른쪽 상단부분을 확대한 영상이다. 그림에서 알 수 있듯이 객체의 경계부분에서는 성분의 크기가 최대가 되고 변화가 없는 영역에서 크기가 작은 것을 알 수 있다.



(그림 1) 뇌 MRI의 GVF 예.  
 (a) 원본 뇌 MRI, (b) 에지맵으로부터 계산된 GVF,  
 (c) (b)의 오른쪽 상단 부분이 확대된 GVF

곡면의 정렬 항은 곡면이 진행하는 법선벡터 방향과 영상의 에지 영역을 나타내는 기울기 벡터장의 방향을 가급적 일치시킴으로서 동적곡면이 객체의 에지에 가까워지도록 만드는 역할을 수행한다.

$$E_A(S) = \iint_S \langle V_{GVF}, n \rangle dsdr \quad (13)$$

여기서 기호  $\langle \rangle$  는 두 벡터의 내적을 의미하고,  $V_{GVF}$  는 영상의 기울기 벡터장을 의미한다. 따라서 제안하는 첫 번째 속도항인 강건한 정렬 항  $F_A$  는 다음과 같은 수식으로 주어진다.

$$F_A = \text{sign}(\langle V_{GVF}, \nabla \phi \rangle) \text{div}(V_{GVF}) \quad (14)$$

### 3.3.2 확률 영역 항(Probability Region Term)

두 번째는 영역정보를 기반으로 하는 확률 영역 항이며, 영상분할에서는 가우시안 확률밀도함수를 이용하여 곡면의 내부와 외부의 밝기 값 차이에 따라 값을 부여하여 영상을 분할하는 역할을 한다. 영상에서 곡면  $S$  에 의해 정의된 영역의 내부( $\Omega_1$ )와 외부( $\Omega_2$ )의 픽셀들(곡면  $S$  내부의 점들에 대해서는 양수의 값을 갖고, 곡면  $S$  외부의 점들에 대해서는 음수의 값을 갖고) 곡면위의 점들에 대해서는 제로의

값을 갖음)에서 정의된 그레이 함수 값들은 서로 독립으로 가정하면 전체영상에서 그레이 함수 값들의 결합분포는 다음 식 (15)과 같이 표현할 수 있다.

$$p(I\{\Omega_1, \Omega_2\}) = p(I\Omega_1)p(I\Omega_2) \quad (15)$$

$$= \prod_{w \in \Omega_1} p_1(I(w)) \prod_{w \in \Omega_2} p_2(I(w))$$

여기서 영상에 대한 최적의 분할은 다음 식 (16)과 같이 정의되는 에너지함수를 최소화함으로써 수행할 수 있다.

$$E_{PR}(S(\Omega_1, \Omega_2)) = - \left( \int_{\Omega_1} \log p_1(I(w)) dw - \int_{\Omega_2} \log p_2(I(w)) dw \right) \quad (16)$$

또한 식 (16)을 Heaviside 함수( $H(\cdot)$ ) 값을 적용하여 레벨 셋 형식으로 표현할 수 있으며 다음식과 같다.

$$E(\phi) = - \left( \int_{\Omega} H(\phi(w)) \log p_1(I(w)) dw - \int_{\Omega} (1 - H(\phi(w))) \log p_2(I(w)) dw \right) \quad (17)$$

영상의 그레이 함수 값을 모델링하기 위해 일반적으로 사용되는 가우시안분포를 이용한 각 영역의 밀도함수 항은 다음 식 (18), (19)로 표현할 수 있다.

$$P_1(I(w)) = (2\pi\sigma_1^2)^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_1^2}(I - \mu_1)^2\right) \quad (18)$$

$$P_2(I(w)) = (2\pi\sigma_2^2)^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_2^2}(I - \mu_2)^2\right) \quad (19)$$

따라서 이러한 동적곡선에 대한 두 번째 속도항인 확률 영역 항  $F_{PR}$  는 다음 수식으로 표현된다.

$$F_{PR} = \log p_1(I(w)) - \log p_2(I(w)) \quad (20)$$

### 3.3.3 정규화 항(Regularization Term)

세 번째 항은 객체 주변의 잡음의 영향을 덜 받으며 곡면 모델을 부드럽게 만들어 주는 정규화 항이다. 이 모델은 Caselles, Kimmel, Sapiro [14][15] 등에 의하여 제안되었으며, 다음과 같이 정의된다.

$$E_S(S) = \iint_0^{L1, L2} g(S(r, s)) drds \quad (21)$$

이 때 함수  $g(x, y, z)$  는 다음과 같이 주어진다.

$$g(x, y, z) = 1 / (1 + |\nabla I(x, y, z)|^2) \quad (22)$$

이것은 에지 표시 함수의 역함수 값이 최소가 되도록 하는 곡면을 찾고자 한다. 위의 정규화 항은 곡면의 유연성을 조절하기 위하여 사용자가 관리하고, 경계 근처에서 곡면의 움직임을 서서히 떨어지게 하고 객체와의 경계선에서 멈추게 해주는 정지 상수  $g_I$ 를 곱해준다.

최단유동곡면은 보통 잡음 영상에서 정규화 항목으로 동작하며, 기울기가 하강하는 과정으로 알려진 Euler Lagrange 방정식은 다음 전개 방정식에 의해 주어진다.

$$\frac{\partial E_S(S)}{\partial S} = (g(S)K - \langle \nabla g, n \rangle) \cdot n. \quad (23)$$

여기서  $K$ 는 곡면의 평균 곡률이다.

정규화 항에 대한 속도함수  $F_s$ 는 레벨 셋 함수형식으로 쓰면 다음 식 (24)과 같다.

$$F_s = g_I(\nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) \quad (24)$$

3.3.4 제안하는 속도함수

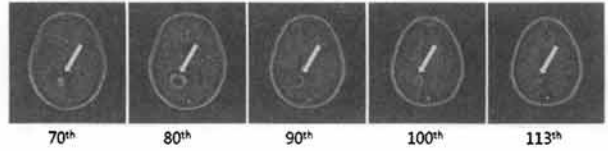
따라서 최종적으로 제안한 동적곡면의 속도함수  $F$ 는 앞 절에서 설명한 세 가지의 항을 결합하여 구성되며 식 (25)으로 주어진다.

$$F = \alpha(\text{sign}(\langle V_{GVF}, \nabla \phi \rangle) \text{div}(V_{GVF})) + \beta(\log p_1(I(w)) - \log p_2(I(w))) + \gamma(g_I(\nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|})) \quad (25)$$

여기서  $\alpha, \beta$ 와  $\gamma$ 는 적절한 가중치로 정의해주고 합은 1이 되도록 한다.

4. 실험 및 결과분석

실험에 사용된 영상은 종양을 포함하고 있는 뇌 MR 영

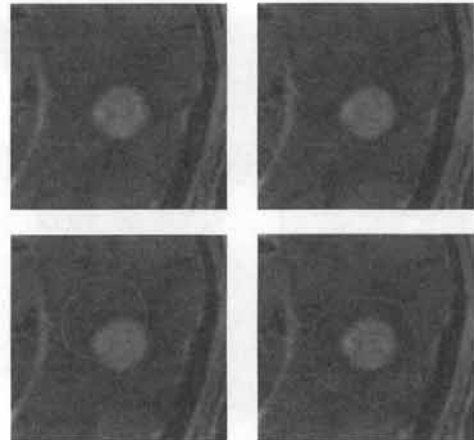


(그림 2) 종양을 포함하고 있는 원본 뇌 MR 영상의 슬라이스

상을 이용하였으며, UNC Computer-Assisted Surgery and Imaging Laboratory[16]에서 제공된 영상이다. 뇌 MR 영상의 크기는 256X256X120이다.

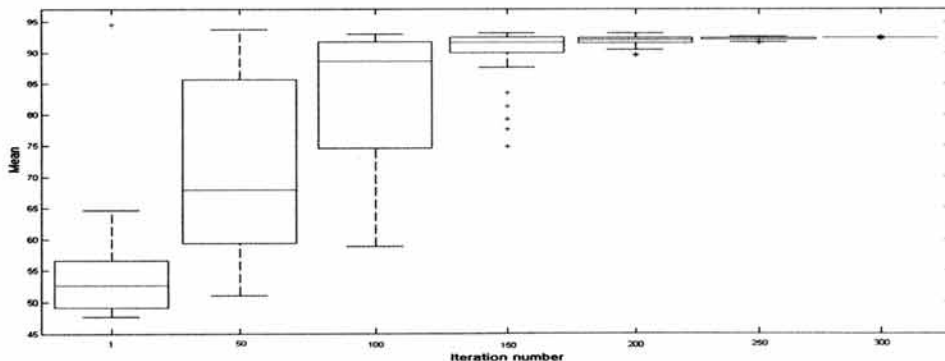
(그림 2)는 실험에 사용된 영상 중 종양이 있는 뇌 MR 볼륨영상의 대표 슬라이스를 나타낸 것이며, 분할하고자 하는 종양의 위치를 화살표로 표시하였다.

먼저, 제안한 속도함수를 이용한 방법이 초기 값의 상태에 의존하지 않는지를 확인하기 위해 다양한 레벨 셋 초기 값에 대하여 반복횟수의 변화에 따른 분할 영역 내부에 속한 픽셀 값들의 평균이 수렴되는지의 결과를 box-plot으로 표현하였다. (그림 3)은 실험에 사용된 다양한 초기 contour의 모양을 보인 것이며, (그림 4)의 결과가 box-plot의 결과이다.



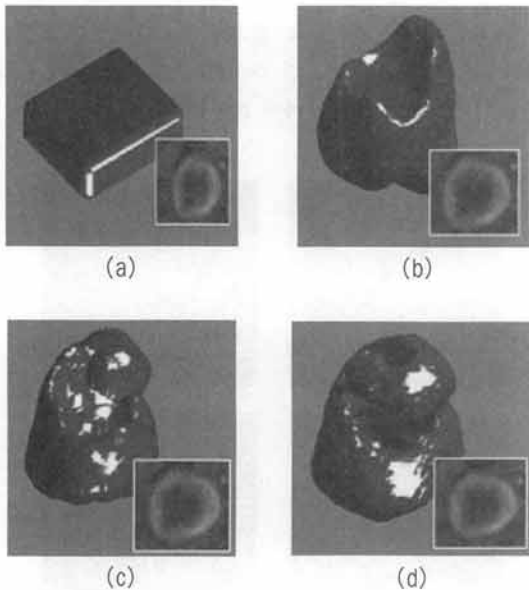
(그림 3) 볼륨영상 중 슬라이스 한 장에 대한 다양한 초기 contour 형태

(그림 4)의 결과로부터 제안한 방법이 분할하고자 하는 객체에 안정적으로 수렴되어가는 것을 알 수 있다.



(그림 4) 다양한 초기상태에 대한 픽셀 값들의 평균에 대한 Box-plot 결과

비교평가를 위해 평균속도함수, 평균-분산속도를 이용한 방법과 비교 실험을 수행하였다. (그림 5) (a)는 초기 곡면의 형태이며, (b)는 평균 속도 함수를 이용한 결과, (c)는 평균-분산 속도 함수를 사용한 결과이며, (d)는 논문에서 제안한 속도함수를 이용한 실험결과이다. 각각의 그림 오른쪽 하단에 있는 작은 그림은 각 결과영상의 이차원 슬라이스 형태를 보여준 것이다. 실험결과에서 평균 속도 함수를 이용한 방법은 전체 종양을 정확하게 분할하지 못한 결과를 볼 수 있으며, (c)와 (d)의 방법들은 도넛형태의 종양에서 안쪽의 구멍부분의 들쭉날쭉한 부분의 경계까지도 잘 찾아내는 것을 2차원 영상에서 확인할 수 있다. 그러나 최종 분할된 볼륨의 결과를 확인해보면 제안한 방법이 평균-분산 속도 함수를 이용한 방법보다 더 정확하게 종양부분을 분할함을 알 수 있다.

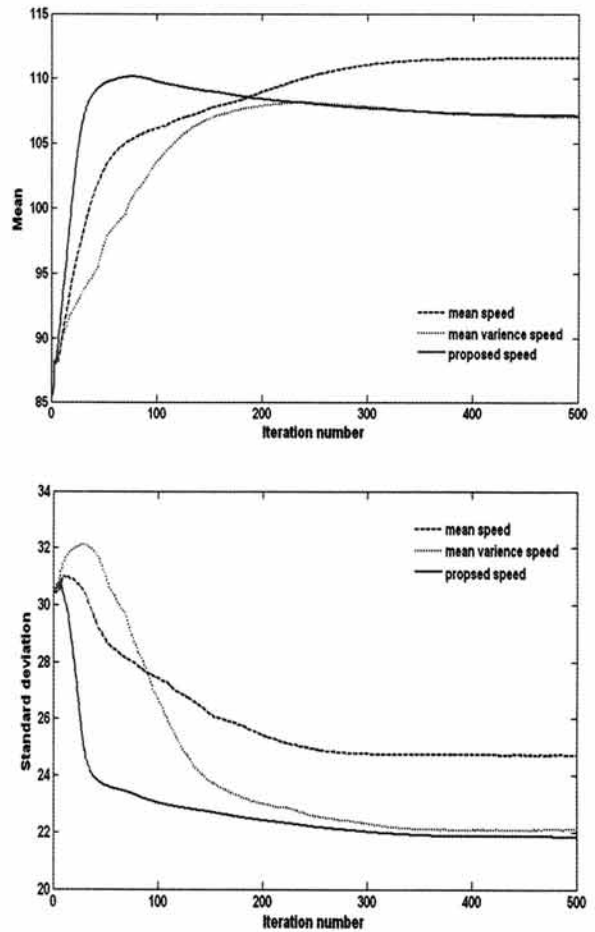


(그림 5) 뇌 MR 볼륨 영상에 대한 분할 결과 비교 (a) 초기 곡면, (b) 평균 속도, (c) 평균분산 속도, (d) 제안한 방법

(그림 6)은 제안한 속도함수를 이용한 방법의 수렴속도를 확인하기 위해서 분할된 영역에서의 픽셀 값의 평균(왼쪽)과 표준편차(오른쪽)를 기존의 방법과 비교하여 나타낸 결과이다. 결과에서 확인할 수 있듯이 제안한 방법이 기존의 다른 방법들보다 더 적은 반복횟수에서 객체 주변을 찾았으며 더 빠르게 안정적으로 수렴 되는 것을 확인할 수 있다.

정량적인 성능평가를 위해서 Jaccard's Measure (JM)를 분할된 볼륨영상에서 계산하여 비교실험을 수행하였다. JM는 제안된 방법 및 기존의 방법을 이용하여 분할된 볼륨 데이터와 수동적으로(manually) 분할된 결과를 오버랩 시켰을 때 분할된 부분의 오버랩 정도로 정확성을 인지할 수 있는 척도이다. <표 1>은 제안한 방법과 기존 방법의 분할된 결과에 대한 정량적인 비교결과이다. 정량적인 비교에 사용된 ground truth는 수동적으로 분할된 결과를 이용하였다.

<표 1>의 결과에서 확인할 수 있는 것처럼 제안한 방법



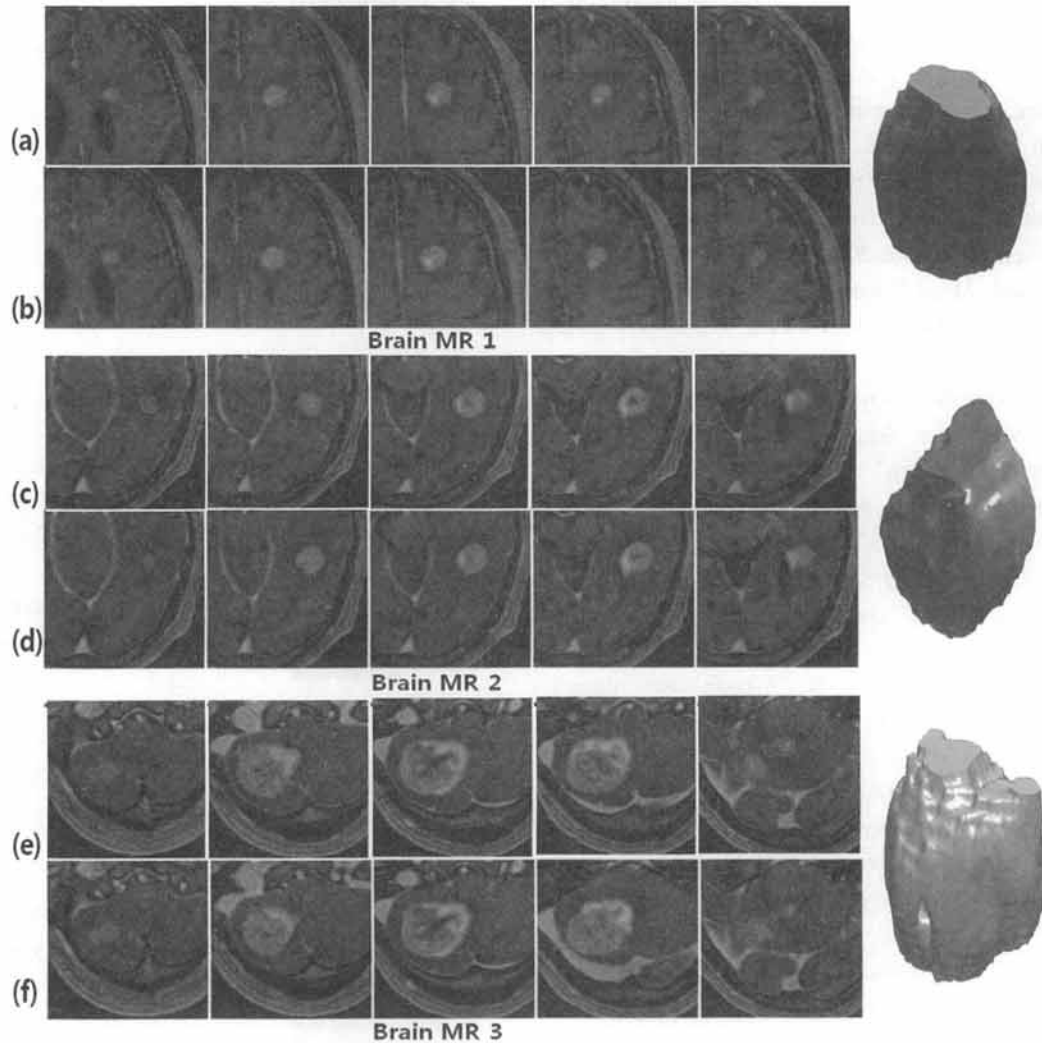
(그림 6) 기존의 방법과 제안한 방법의 수렴률 비교

<표 1> 분할된 결과에 대한 정량적인 비교

Volume	Volume(mm <sup>3</sup> )				Overlap (JM %)		
	수동 분할	제안 방법	평균 속도	평균-분산 속도	제안 방법	평균 속도	평균-분산 속도
Brain MR 1	2560	2422	2265	2400	92.06%	85.93%	91.88%
Brain MR 2	3977	3880	3917	3870	91.45%	82.02%	92.33%
Brain MR 3	28074	24846	6868	23934	84.74%	23.75%	82.65%

을 이용한 분할된 결과의 볼륨 크기가 수동적으로 분할된 결과와 비교했을 때 가장 비슷한 결과임을 알 수 있다. 또한, JM 값을 비교한 결과 제안한 방법이 기존의 다른 방법들에 비해 비교적 정확하게 일치함을 확인할 수 있다.

(그림 7)은 제안된 분할방법을 이용하여 <표 1>의 정량적인 평가에 사용된 뇌 MR 볼륨영상들에 관한 분할 결과를 슬라이스와 볼륨영상으로 나타낸 것이다. (그림 7) (a),(c),(e)는 논문에서 ground truth로 사용된 수동분할 결과이며, (b),(d),(f)는 제안한 방법을 이용한 분할 결과이다.



(그림 7) 볼륨 의료영상에서 분할된 종양의 슬라이스와 볼륨 시각화 결과 (a),(c),(e): ground truth, (b),(d),(f): 제안한 방법을 이용한 분할 결과

## 5. 결 론

본 논문에서는 볼륨 의료영상으로부터 종양 분할을 위해 새로운 속도함수를 이용한 레벨 셋 방법을 제안하였다. 새롭게 제안한 속도함수는 에지정보와 영역정보를 함께 사용하며, 강건한 정렬 항, 확률 영역 항, 정규화 항으로 구성된다. 첫 번째 강건한 정렬 항은 에지정보를 더 많이 이용하게 할 수 있는 항으로 외부의 힘을 사용하는 기울기 벡터장을 이용하며, 두 번째 확률 영역 항은 영역정보를 더 많이 이용할 수 있게 해주는 항으로 가우시안 확률밀도함수를 이용하여 서로 다른 영역의 차이를 이용하였다. 세 번째 정규화 항은 곡면의 정규화를 위한 항으로 객체에 더 부드럽게 수렴할 수 있도록 영향을 주는 항으로 사용되었다.

비교실험의 결과로부터 기존의 방법 보다 제안한 방법이 더욱 정확한 분할결과를 보여주는 것을 확인할 수 있었으며, 수렴속도도 더 안정적이며 빠르게 수렴됨을 알 수 있었다.

## 참 고 문 헌

- [1] Kass M., Witkin A., and Terzopoulos D., "Snakes : Active contour models," International Journal of Computer Vision, Vol.1, No.2, pp.321-331, 1987.
- [2] Chan, T. F. and Vese, L. A., "Active Contours without edges," IEEE Transactions on Image Processing, 10(2), 266-277, 2001.
- [3] Rousson, M., and Deriche, R., "Variational framework for Active and Adaptive Segmentation of Vector Valued Images," Proceeding of IEEE Workshop on Motion and Video computing, 2002.
- [4] Xu, C. and Prince, J., "Snake, Shapes, and Gradient Vector Flow," IEEE Transactions On Image Processing, 7(3), 359-369, 1995.
- [5] S. Lakare, "3D segmentation techniques for medical volumes," Research Report, 2000.
- [6] X. Han, Xu, C., & Prince, J. L., "A topology preserving level

set method for geometric deformable models," IEEE Transactions on PAMI, 25(6), pp.755-768, 2003.

[7] Osher S., Paragios N., "Geometric level set methods in imaging, vision, and graphics," Springer-Verlag New York Berlin Heidelberg, 2003.

[8] Sethian, J. A., "Level Set Methods and Fast Marching Methods," Cambridge university press, 2005.

[9] Jayadevappa, D., Srinivas Kumar, S., and Murty, D. S., A New Deformable Model Based on Level Sets for Medical Image Segmentation. IAENG International Journal of Computer Science, 36(3), 2009.

[10] Roman Goldenberg, Ron Kimmel, Ehud Rivlin, and Michael Rudzsky, "Cortex Segmentation : A Fast Variational Geometric Approach," IEEE Transactions on medical imaging, Vol.21, No.2, pp.1544-1551, December, 2002.

[11] W.H. Cho, J.H. Park, S.Y. Park, S.H. Kim, S.W. Kin, M.E. Lee, G.S. Lee, "Level-Set Segmentation of Brain Tumors using a New Hybrid Speed Function," Proc. Int. Conf. Pattern Recognition, pp.1545-1548, Aug., 2010.

[12] Chuang, C. H. and Lie, W. N., "A Downstream Algorithm Based on Extended Gradient VectFlow Field for Object Segmentation," IEEE Transactions On Image Processing, 13(10), 1379-1392, 2004.

[13] Xu, C. and Prince, J., "Gradient Vector Flow : A New External Force for Snake," Proceeding of IEEE Computer Society Conference On Computer Vision And Pattern Recognition, 1997.

[14] Kimmel, R. and Sapiro, G., "Shortening three-dimensional curves via two-dimensional flows," Computers and Mathematics with Applications, 29(3), 49-62, 1995.

[15] Goldenberg, R., Kimmel, R., Rivlin, E., and Rudzsky, M., "Cortex Segmentation : A Fast Variational Geometric Approach," IEEE Transactions On Image Processing, 21(2), 1544-1551, 2002.

[16] UNC Computer-Assisted Surgery and Imaging Laboratory, <http://casilab.med.unc.edu>.



**이 명 은**

e-mail : melee@chonnam.ac.kr  
 1998년 목포대학교 전자공학과(학사)  
 2001년 목포대학교 전자공학과(공학석사)  
 2007년 목포대학교 전자공학과(공학박사)  
 2006년~2007년 목포대학교 정보공학부  
 초빙교수

2007년~2011년 전남대학교 전자컴퓨터공학부 박사후연구원  
 2011년~현 재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 연구교수  
 관심분야: 의료영상처리, 패턴인식, 인공지능 등



**조 완 현**

e-mail : whcho@chonnam.ac.kr  
 1977년 전남대학교 수학과(학사)  
 1981년 전남대학교 수학과(이학석사)  
 1988년 고려대학교 통계학과(이학박사)  
 1983년~1994년 전남대학교 통계학과  
 조교수, 부교수

1994년~현 재 전남대학교 통계학과 교수  
 관심분야: 통계적 방법론, 패턴인식, 영상처리 등



**김 선 월**

e-mail : sunworl@gmail.com  
 2004년 한국방송통신대학교 정보통계학과  
 (학사)  
 2006년 전남대학교 통계학과(이학석사)  
 2006년~현 재 전남대학교 통계학과 박사  
 과정

관심분야: 영상처리, 필적감정, 패턴인식 등



**진 연 연**

e-mail : chenyanjuancc@hotmail.com  
 2010년 대불대학교 정보보안학과(학사)  
 2010년 중국 양주대학교 컴퓨터공학  
 (정보보안학과)(학사)  
 2010년~현 재 전남대학교 전자컴퓨터  
 공학과 석사과정

관심분야: 패턴인식, 영상처리, 인공지능 등



**김 수 형**

e-mail : shkim@chonnam.ac.kr  
 1986년 서울대학교 컴퓨터공학과(학사)  
 1988년 한국과학기술원 전산학과  
 (공학석사)  
 1993년 한국과학기술원 전산학과  
 (공학박사)

1993년~1996년 삼성전자 멀티미디어연구소 선임연구원  
 2000년~2002년 캐나다 Concordia 대학 CENPARMI 연구소  
 방문교수

1997년~현 재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수  
 관심분야: 인공지능, 패턴인식, 문서영상 정보검색, 유비쿼터스  
 컴퓨팅 등