

# 영역확장법과 동적외곽선모델을 이용한 해마(hippocampus)의 외곽선 검출

장동표, 김효대, 이두수, 김선일\*

\*한양대학교 의용생체공학과

한양대학교 전자공학과

## Contour detection of hippocampus using Dynamic Contour Model and Region Growing

D.P.Jang, H.D.Kim, D.S.Lee, S.I.Kim\*

\*Dept. of Biomedical Engineering, Hanyang University

Dept. of Electronic Engineering, Hanyang University

### abstract

In hippocampal morphology Abnormalities, including unilateral or bilateral volume loss, are known to occur in epilepsy, Alzheimer's disease, and in certain amnesic syndromes. To detect such abnormalities in hippocampal morphology, we present a method that combines region growing and dynamic contour model to detect hippocampus from MRI brain data. The segmentation process is performed two steps. First, region growing with a seed point is performed in the region of hippocampus and the initial contour of dynamic contour model is obtained. Second, the initial contour is modified on the basis of criteria that integrate energy with contour smoothness and the image gradient along the contour. As a result, this method improves fairly sensitivity to the choice of the initial seed point, which is often seen by conventional contour model. The power and practicality of this method have been tested on two brain datasets. Thus, we have developed an effective algorithm to extract hippocampus from MRI brain data.

### 서론

뇌질환을 연구하는데 있어서, 뇌의 구조적 연관성을 찾아내는 것은 정상과 비정상을 판단하는데 있어서 중요한 요소가 된다. 일종의 망각증, 간질, 알츠하이머(Alzheimer)병에서는 해마(Hippocampus)의 부피가 비대칭적으로 한쪽만 작다거나 양쪽 모두의 작아지는 현상이 일어난다는 것은 일반적으로 알려져 있는 사실이다. 따라서, 자기공명영상(MRI)이나 컴퓨터 단층영상(CT)에서 해마부분의 외곽선만을 정확하게 추출해내는 것은 병의 유무나 상태를 알아내는데 매우 중요하다. 우리가 얻으려는 해마부분은 주변과 커

다란 차이가 없고 해마의 크기가 매우 작아 그것만을 추출하는데 있어 많은 어려움이 있다. 이것을 찾는 방법은 크게 3가지로 나뉜다. 첫 번째는 완전 수동적인 방법이다. 그러나 조작자가 손으로 직접 그리는 것은 상당한 시간을 요할 뿐 아니라 재현성이 부족하다. 두 번째는 자동적인 방법이다. 이 방법이 조작자에게 가장 이상적인 방법이 되겠지만, 현재까지 나온 방법은 정교하지 못할 뿐만 아니라, 좌심실 외곽선 검출, 뇌의 외곽선 검출 같은 아주 특별한 곳에 제한되어 있다. 세 번째로는 반자동적인 방법이다. 이 방법에는 조작자가 처음 시작점을 가지고 파라미터를 조절함으로써 원하는 부분을 검출하는 문턱치조절법(thresholding) 이나 영역확장법(region growing)같은 방법과 조작자가 대략적인 외곽선을 그린 후 자동으로 외곽선을 수정하는 동적외곽선모델(dynamic contour model)같은 방법이 있다 [1][2][3][4][6]. 문턱치조절법 이나 영역확장법은 영상에 잡음이 많거나 원하는 부분이 주위와의 차이가 뚜렷하지 않을 때는 좋은 결과를 얻지 못하고, 파라미터의 영향에 민감하여 원하는 부분만을 정확히 찾아내지 못한다. 또한 동적외곽선모델은 조작자의 초기 외곽선에 의해 영향을 많이 받는 단점이 있다. 따라서, 본 논문에서는 영역확장법과 동적외곽선모델을 함께 사용하여 각각의 문제점을 보완하고, 효과적으로 해마의 외곽선을 구하는 방법을 제시하고자 한다.

### 본론

본 연구에서는 해마의 외곽선을 구하기 위해 그림 1과 같이 크게 두 가지 단계를 거친다. 영역확장법 단계에서는 우선 조작자로부터 초기점을 얻는다. 이 초기점을 영역확장법의 파라미터를 조정해 가며 초기점을 확장시킨후, 구해진 영역의 외곽선만을 추출한다. 외곽선 수정단계에서는 영역확장법에서 구해진 외곽선을 동적외곽선모델의 초기 외곽선으로 사용한다. 이 초기 외곽선은 동적외곽선모델에 의해 수정되어 진다. 이렇게 함으로써 위에서 언급한 영역확장

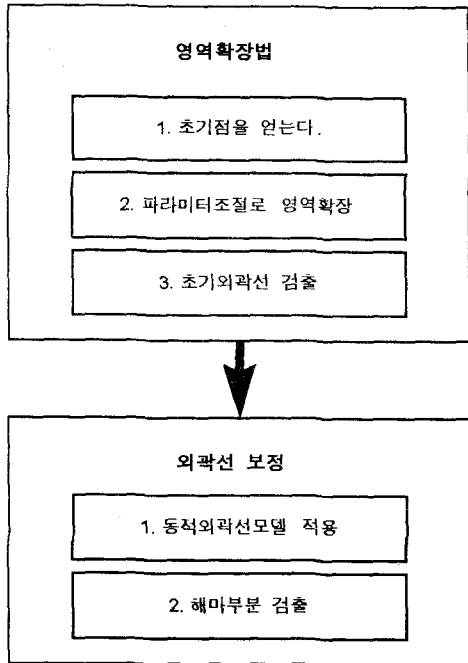


그림 1 전체 구성도

법의 부정확성과 파라미터의 영향을 보완할 수 있고 동적외곽선모델의 초기 외곽선 영향을 줄일 수 있다.

1. 영역확장법

우리는  $F_i$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$F_i = |\bar{x} - x_i| \quad (1 \leq i \leq m) \quad \dots(1)$$

식(1)에서  $\bar{x}$ 는 포함된 영역의 픽셀값들의 평균,  $x_i$ 는 포함된  $i$  번째 픽셀값,  $m$ 은 포함된 픽셀의 수이다 (그림 2). 영역확장법에서 픽셀확장방법은 다음과 같다.

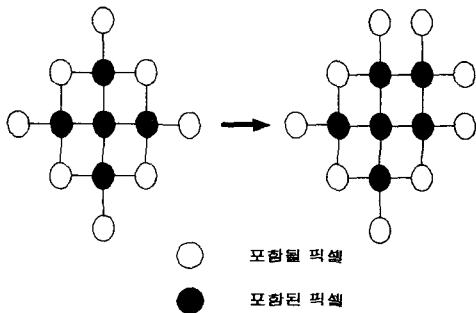


그림 2 영역확장법에서의 픽셀 확장

우선 모든 포함된 픽셀  $i$ 에 관해  $F_i$ 를 구한 후  $F_i$ 가 최소인  $i$  번째 포함된 픽셀을 얻는다. 이렇게 얻어진 픽셀은 포함된 픽셀 그룹에 포함된 후, 그 픽셀의 주위의 픽셀들을 포함된 픽셀로 확장한다. 이러한 확장을 멈추기 위해  $S$  파라미터를 도입한다.  $S$ 에 대한 정의는 다음과 같다.

$$S = [ \text{mean}(|\nabla x|) + \alpha (\text{std}(|\nabla x|)) ] - |\nabla x_i| \quad \dots(2)$$

식(1)에서  $|\nabla x|$ 은 포함된 픽셀  $x$ 의 변화율,  $\text{std}(|\nabla x|)$ 는 포함된 픽셀의 변화율의 표준편차,

$\text{mean}(|\nabla x|)$ 은 포함된 픽셀의 변화율의 평균치,  $|\nabla x_i|$ 는  $i$  번째 포함된 픽셀의 변화율을 나타낸다. 또한  $\alpha$ 는 확장 영역을 조절하는 파라미터이다. 만

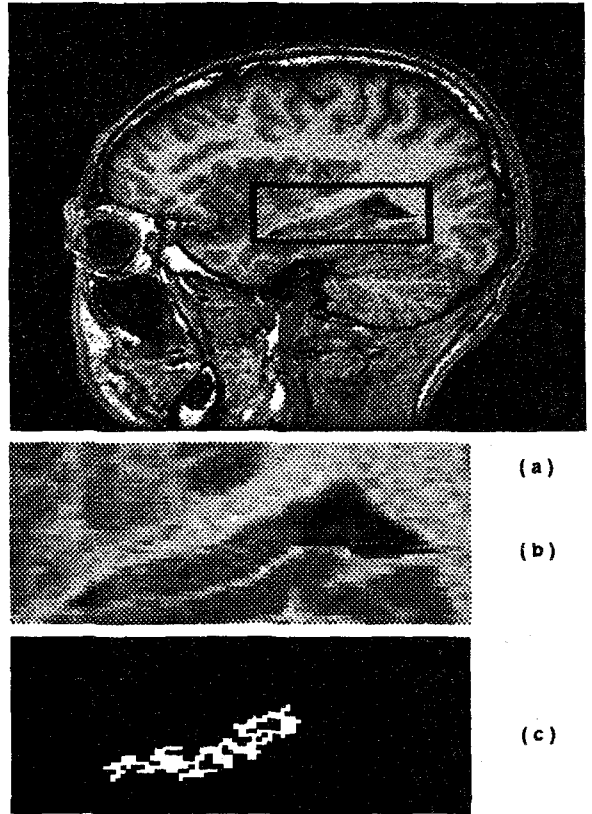


그림 3 (a) sagittal image (b) seed point (c) the result of region growing

약에 확장될  $i$  번째 픽셀로 계산된  $S$ 가 음수일 경우에는 영역확장법을 마치게 된다. 그림 3은 위의 방법으로 영역확장법의 결과를 보이고 있다. 그러나 그림 3.(c)는 정확히 해마를 추출한 것이 아니다. 따라서 이를 보정하기 위해 그림 3.(c)의 외곽선만을 추출한 후 동적외곽선모델을 적용한다.

2. 외곽선 보정

영역확장법에 의해 얻어진 외곽선을 보정하기 위해 우리는 동적외곽선모델을 도입한다. 동적외곽선은 일명 snake라고도 하는데 Kass, Witkin, and Terxopoulos에 의해 처음으로 발표되었다[1]. 그 이후로 동적외곽선모델은 많은 논문에서 응용되었다 [2][3]. 본 연구에서는 이 전의 논문[1]에 쓰인 cost function을 약간 수정하여 초기 외곽선이 식(3)의  $C(W)$ 의 값이 최소가 되도록 보정한다.

$$C(W) = \frac{1}{L} \sum [ -|\nabla I(W(t))| + \lambda \cdot k(W(t)) ] \quad \dots(3)$$

식(3)에서  $W(t)$ 는 외곽선의 각 점,  $|\nabla I(W(t))|$ 는 외곽선에서 gray level의 변화율,  $k(W(t))$ 는 외곽선에서 계산되는 곡률을 나타낸다.  $L$ 은 외곽선의 길이이고,  $\lambda$ 는 곡률의 영향을 조절하는 파라미터이다. 식(3)의 의미를 살펴보면, 첫 번째 항  $|\nabla I(W(t))|$ 은

외곽선을 주변과 차이가 많은 곳, 즉 edge부분으로 보정한다. 두 번째 항  $k(W(t_i))$ 는 외곽선을 매끄럽게 하는 역할을 하고,  $L$ 은  $C(W)$ 를 정규화 한다. 실제 계산에 있어서의 식은 다음과 같다.

$$\left(\frac{\delta I}{\delta x}\right)_{ii} = I_{i+1,j-1} + 2I_{i+1,j} + I_{i+1,j+1} - I_{i-1,j-1} - 2I_{i-1,j} - I_{i-1,j+1} \quad \dots(4)$$

$$\left(\frac{\delta I}{\delta y}\right)_{ii} = I_{i-1,j+1} + 2I_{i,j+1} + I_{i+1,j+1} - I_{i-1,j-1} - 2I_{i,j-1} - I_{i+1,j-1} \quad \dots(5)$$

그리고,

$$|\nabla I(i, j)| = \sqrt{\left(\frac{\delta I}{\delta x}\right)_{ii}^2 + \left(\frac{\delta I}{\delta y}\right)_{ii}^2} \quad \dots(6)$$

각  $i, j$ 번째 픽셀의 변화율은 위의 식 (4),(5),(6)에 의해 구해진다. 식 (4),(5),(6)을 바탕으로 외곽선의  $m(t_i), n(t_i)$  픽셀의 변화율은 식(7)과 같이 구한다.

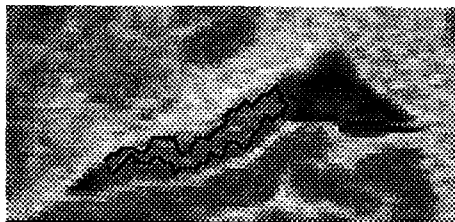
$$|\nabla I(W(t_i))| = |\nabla I(m(t_i), n(t_i))| \quad \dots(7)$$

식(3)의 두 번째 항인 곡률에 대한 정의는 다음과 같다.

$$k_i(t_i) = \frac{1}{r_i} \quad \dots(8)$$

여기에서  $r_i$ 는 외곽선 픽셀 세점  $W(t_{i-1}), W(t_i), W(t_{i+1})$ 을 지나는 원의 반지름이다.

위의 방법대로 초기 외곽선을 보정한 결과는 그림 4와 같다.



(a)



(b)

그림 4 (a) 영역확장법으로부터 구해진 초기 외곽선: 파라미터  $\alpha=10$  (b) 동적외곽선모델로 수정되어진 외곽선: 파라미터  $\lambda: 0.5$

결과 및 고찰

본 연구에는 한양대학병원으로부터 얻은 19세 남자와 49세 여자의 T1 자기공명영상이 사용되었다. 영역확장법에서는 식(2)에서와 같이 영역을 조절하기 위해 조절파라미터  $\alpha$ 를 사용한다. 이 파라미터  $\alpha$ 의 영향을 살펴보면, 그림5와 같이  $\alpha$ 가 5일 때와  $\alpha$ 가 13일 때에 같은 결과를 보였다. 결국 영역확장법의 결과가  $\alpha$ 에 따라 민감하지 않은 것을 볼 수 있다. 동적외곽선모델에서 사용되는 곡률조절 파라미터  $\lambda$ 는 본 논문에서는 0.5로 사용했다(그림 4). 그림 4의 결과처럼 우리는 영역확장법과 동적외곽선모델을 함께 사용함으로써 동적외곽선모델의 문제점인 초기외곽선의 영향을 줄일 수 있었다.

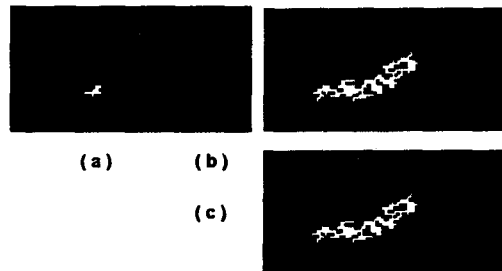


그림 5 (a)  $\alpha=3$  때 region growing 결과 (b)  $\alpha=5$  때 결과 (c)  $\alpha=13$  때 결과

4. 결론

본 논문에서는 영역확장법과 동적외곽선을 함께 사용함으로써 해마 부분만을 추출하여, 해마부분의 영상이 주위와 잘 구분되지 않는 점을 극복하였다. 이러한 추출알고리즘은 일종의 망각증이나 간질, 알츠하이머(Alzheimer)병의 연구에 많은 도움이 될 것으로 기대된다.

참고문헌

[1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes : Active contour models," in Proc. 1st Int. Conf. Computer Vision, 1987, pp. 259-267  
 [2] L. H. Staib and J. S. Duncan, "Boundary finding with parametrically deformable objects," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 14, no. 11, pp. 1061-1075, Nov. 1992  
 [3] A. Amini et al., "Using dynamic programming for minimizing the energy of active contours in the presence of hard constraints," in 2nd Int. conf. Comput. Vision, Tampa, FL, pp. 95-99, Dec. 1988  
 [4] Surenda Ranganath, "Contour Extraction from Cardiac MRI Studies Using Snakes," IEEE Trans. Med. Imag., vol. 14, no. 2, pp. 328-338, June 1995.  
 [5] V. Chalana, D. T. Linker, D. R. Haynor, Y. M. Kim, "A Multiple Active Contour Model for Cardiac Boundary Detection on Echocardiographic Sequences," IEEE Trans. Med. Imag., vol. 15, no. 3, pp. 290-298, June 1996.  
 [6] T. Pavlidis, Y. R. Liow, "Integrating Region Growing and Edge Detection," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 12, no. 3, pp. 225-233, March. 1990.