

능동 윤곽선 모델을 이용한 경계선 추출과 다이나믹 프로그래밍

김령주*, 김영철*, 최흥국**

*인제대학교 의료영상과학 대학원, **인제대학교 정보컴퓨터 공학부

A Boundary Extraction Method Based on Active Contour Model and Dynamic Programming

Ryeong-Ju Kim*, Young-Chul Kim*, Heung-Kook Choi**

*Department of Medical Image Science, Inje University

**Department of information & computer engineering, Inje University

E-mail : juyanfe@mitl.inje.ac.kr, kimofe@mitl.inje.ac.kr, cschk@ijn.inje.ac.kr

요 약

의료영상에서 윤곽선의 추출은 관심영역 대한 객관적인 수치 측 면적, 부피, 장단축의 길이 등을 분석하고 3차원 재구성을 위해 선행되어야 하는 중요한 과정이다. 현재 윤곽선 추출에 대한 많은 방법들이 개발 중에 있으나 이 방법들은 한계를 지니고 있어 더 높은 수준의 처리가 요구된다. 본 논문에서는 active contour model(snake)을 이용하여 MR 뇌 영상에서 종양을 추출하였다. Snake의 에너지 최적화 문제를 dynamic programming을 사용하여 개선하였으며 canny edge detection을 이용하여 잡음에 덜 민감하도록 하였다.

1. 서론

의료영상에서 관심영역의 윤곽선 추출은 관심영역에 대한 객관적인 수치 측 면적, 장단축의 길이 등을 분석하고 3차원 재구성을 위해 선행되어야 하는 중요한 과정이며 최적의 분할 방법을 채택하는 것 또한 중요한 일이다. 현재 의료영상에 대한 많은 분할 방법들이 개발 중에 있으며 이들은 경계 기반 분할(edge-based segmentaion), 그리고 화소값의 유사성을 이용하는 영역 기반 분할(region-based segmentaion)등으로 나눌

수 있다. 그러나 이 방법들은 각각 한계를 지니고 있어 더 높은 수준의 처리가 요구된다.

물체의 윤곽선을 추출하기 위해 Kass는 스네이크(Active Contour Model)라는 능동 윤곽선 모델을 제안하였다[1]. Amini등은 에너지 최소화 알고리즘으로 dynamic programming을 제안하였고, Cohen등은 모델 곡선에서의 법선 벡터를 이용하여 물체의 경계를 움직이는 Balloon 모델을 제안하여 기존의 초기화 문제를 해결하였다[2][3]. Williams는 여러 가지 곡률 계산법에 대해 연구하였으며 에너지 최소화 알고리즘의 복잡성을 간소화하고 속도를

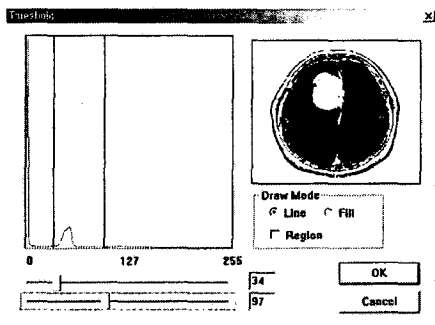
향상시킨 Greedy 알고리즘을 제안하였다[4]. 기존의 연구된 방법들은 snake가 불룩하고 오목한 모양을 지닌 물체의 윤곽선을 추출할 수 없고 초기 snake의 위치와 노이즈에 의존성을 지니는 문제점을 가진다.

본 논문에서는 Threshoding와 Region growing, snake 방법을 이용하여 MR 뇌 영상에서 관심영역 즉 종양을 추출하여 결과를 비교하였다. Snake에서는 Williams가 제안한 에너지 함수와 dynamic programming을 이용하여 기존의 snake가 가진 문제점을 개선하였다[2][4]. 또한 canny edge detector를 이용하여 노이즈에 영향을 덜 받도록 하였다.

2. Thresholding and region-growing

2.1 Thresholding

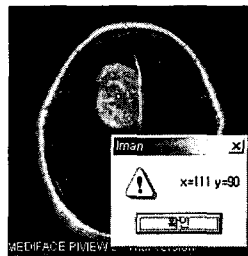
Thresholding이란 적절한 임계값을 이용하여 이진 영상을 얻어내어 관심영역을 배경으로부터 분리하는 영상 처리기법 중의 하나이다. MR 뇌 영상에서 히스토그램을 이용하여 34 - 97 구간의 명암 값을 가지는 영역을 분리하였다. 그러나 종양 부분과 두개골 등이 거의 같은 명암 값을 가지고 있어 종양의 영역만 분리 되지 못했다. 그림 1은 뇌 영상을 히스토그램을 이용하여 이진화한 영상이다.



[그림 1] Thresholding

2.2 Region-growing

Region growing은 Seed를 가지고 유사한 값을 가지는 영역을 확장해 나가는 방법이다. 이 방법 또한 단순히 명암 값에 의존하므로 주위에 비슷한 명암 값을 가지는 영역이 존재하여 관심영역을 분리하지 못했다. 그림 2 는 사용자가 (111, 90)의 위치에 seed를 지정해주는 그림이다. 그림 3은 seed에서 영역을 확장한 결과이다.



[그림 2] Seed



[그림 3] 영역확장

3. Active contour model

3.1 Active contour model (snake)

Snake는 벡터의 집합으로 이루어진 곡선으로 영상 내 관심영역의 주변에 초기화 된 후, 에너지 최소화 알고리즘에 의해 물체의 윤곽선으로 움직여가며 관심영역의 윤곽선을 분할한다. 이 때 사용되는 최소화 알고리즘이나 파라미터의 결정에 따라 결과는 조금씩 달라진다. Snake의 일반적인 에너지 함수 식은 [식1]과 같다[1].

$$\int E_{snake}(v(s))ds$$

$$= \int (E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s)))ds$$

[식 1]

E_{int} 는 internal energy이고 E_{image} 는 image forces,

E_{con} 는 external constraints 를 나타낸다. Image forces 는 선, 경계선, 끝점과 같은 영상의 특성을 표현하는 다음과 같이 세가지 에너지 함수의 합으로 표현

된다.

$$E_{image} = w_{line}E_{line} + w_{edge}E_{edge} + w_{term}E_{term} \quad [식 2]$$

[식 8]

Williams가 제안한 에너지 함수 식은 다음과 같다[4].

$$E = \int (\alpha(s)E_{con} + \beta(s)E_{curv} + \gamma(s)E_{image})ds \quad [식 3]$$

[식 3]의 첫 번째와 두 번째 항인 [식 4]와 [식 5]은 곡선의 연속성과 완만성으로 snake의 모양이 완만하며 균일한 차를 갖도록 한다. 그리고 세 번째 항인 [식 6]은 snake를 물체의 윤곽선으로 이동시키는 역할을 한다.

$$\text{continuity term} = \bar{d} - |v_i - v_{i-1}| \quad [식 4]$$

$$\text{curvature term} = |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2 \quad [식 5]$$

$$\text{image force} = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad [식 6]$$

snaxels들의 간격이 균일할수록 적은 값을 나타내므로 snake가 움츠려 드는 식 1의 단점을 보완하고 계산법이 가장 효율적이다.

3.2 Dynamic programming

에너지 최소화 방법으로 Amini등이 제안한 dynamic programming을 이용하였다[2]. n개의 snaxels을 가지는 snake의 에너지 함수는 식7과 같다.

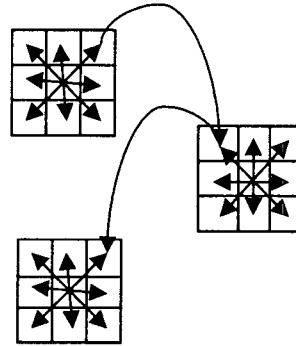
$$E_{total}(v_1, v_2, \dots, v_n) = E_1(v_1, v_2, v_3) + E_2(v_2, v_3, v_4) + \dots + E_{n-2}(v_{n-2}, v_i, v_{n+1}) \quad [식 7]$$

$E_{i-1}(v_{i-1}, v_i, v_{i+1})$ 는 각 snaxel v_i 에서의 에너지이고

$E_{i-1}(v_{i-1}, v_i, v_{i+1}) = E_{ext}(v_i) + E_{int}(v_{i-1}, v_i, v_{i+1})$ 이다.

$$S_i(v_{i+1}, v_i) = \min_{v_{i-1}} S_{i-1}(v_i, v_{i-1}) + \alpha(|v_i - v_{i-1}|)^2 + \beta|v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}|^2 + E_{ext}(v_i)$$

S_i 는 두 개의 인접한 snaxels의 정보를 기반으로 각 반복에서 새로 갱신 된다. 최소화 과정은 S_1 로부터 출발한다. 에너지 매트릭스는 식 8의 최소값을 저장하기 위해 사용된다. S_{n-1} 가 계산된 후 snaxels의 에너지 매트릭스의 back-tracking에 의해서 각 반복에서 최소 에너지를 가지는 snake가 얻어진다. 반복의 과정은 더 이상 $E_{min}(t)$ 이 변하지 않을 때까지 계속된다. n개의 점과 m개의 방향의 있다면 각각의 반복의 복잡도 $O(nm^2)$ 를 가진다. 이 방법은 관심영역의 윤곽선에 수렴하도록 보장한다. 그림 4는 이미지 픽셀과 decision set 사이의 적합을 나타낸 그림이다.

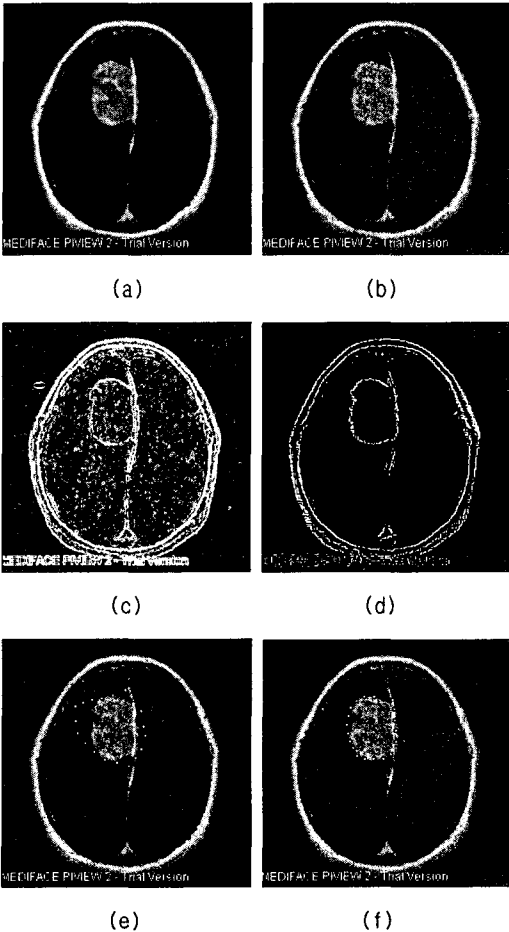


[그림 4] 픽셀과 decision set사이의 적합

3.3 Image forces

에너지함수의 세 번째 항목인 이 에너지는 윤곽선의 급격한 명암의 차이에 의해 snake를 윤곽선으로 이동하게끔 한다. 고립된 점 즉 노이즈가 gradient maxima라면 snake는 통과하지 못하고 멈추게 된다. 그래서 임의로 gaussian impulse response를 이미지에 적용하고 image force로 canny edge detector를 사용하여 윤곽선을 추출하였다[5]. 그리고 여러 가지 다른 edge detector를 적용하여 윤곽선을 추출하여 비교하여 보았다. 그림 5의 (a)은 원 영상이고 (b)는 원 영상에 가우시안 노이즈를 첨가한 영상이다. (c)는 가우

시안 노이즈를 첨가하고 sobel edge detection을 한 영상이고 (d)는 가우시안 노이즈를 첨가하고 canny edge detection을 한 영상이다. (e), (f)는 sobel과 canny detector를 이용하여 snake를 적용한 영상이다. Canny edge detection을 적용한 결과가 sobel edge detection을 적용하였을 때 보다 더 나은 결과를 보였다.



[그림 5] 다양한 image force를 이용하여 snake를 적용한 결과 영상

4. 결론 및 향후 과제

다양한 분할 방법들을 이용하여 뇌 MR 영상에

적용하여 보았다. Thresholding이나 region growing은 단순히 명암 값에 의존함으로 주위에 비슷한 명암 값을 가지는 영역이 있다면 관심영역을 제대로 분리해 낼 수 없는 단점이 있는 반면 active contour models은 더 높은 정확성을 보였다. Williams의 에너지 함수의 사용으로 기존의 snake가 움츠러 드는 단점을 개선하고 dynamic programming을 이용하여 윤곽선에 snake가 수렴하도록 보장 하였다. 또한 canny edge detector를 이용하여 잡음에 민감하지 않도록 하였다.

향후 연구로써는 수동이 아닌 자동 초기화에 대한 문제를 해결하고 다양한 모양을 가진 영역에 대하여 관심 영역을 분리 하도록 한다.

[참고문헌]

- [1] Michael Kass, Andrew Witkin, and Demetri Terzopoulos: "Snakes: Active Contour Models", International Journal of Computer Vision, 1(4), pp. 321-331, 1987.
- [2] Amir A. Amini, Saeid Tehrani, and Terry E. Weymouth. "Using Dynamic Programming for Minimizing the Energy of Active Contours in the Presence of Hard Constraints", IEEE, pp. 95-99, 1988
- [3] A. H. Coehn, L. D. Cohen, and N. Ayache, "Using deformable surfaces to segment 3-D images and infer differential structures." CVGIP: Image Understanding Vol. 56(2), pp. 242-263, Sept. 1992
- [4] Donna J. Williams and Mubarak Shah, "A Fast algorithm for Active Contours and Curvature Estimation", CVIP: Image Understanding, Vol. 55, No.1, pp. 14-26, Jan. 1992
- [5] John Canny. A computational approach to edge detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-8(6):679-698, November 1986.