

밝기 정보와 곡선전개 기반의 활성 모델

김 성 곤[†]

요 약

본 논문에서는 영역의 경계를 추출하기 위해 영상의 밝기 정보와 곡선전개 방식을 이용한 기하 활성 모델을 제안한다. 영역의 경계를 추출하는 문제를 추출할 영역의 평균 밝기 값과 전개중인 폐곡선 영역의 밝기 값의 차를 최소화시키는 것으로 설정한다. 최적의 해를 구하는 방법으로 레벨세트 이론을 적용한 곡선전개 방법을 이용한다. 이 방식은 일반적인 활성 모델에 비해 초기 곡선 설정에 제약이 없고 동시에 여러 영역의 경계 추출이 가능하다. 제안 모델은 에지 정보가 충분치 못한 영상의 경우에도 일반적인 에지 기반 방식에 비해 추출 결과가 양호하였다. 비등방성 확산 필터를 사용하여 영상을 전처리 함으로써 보다 나은 추출이 수행되었다. CT나 MRI 영상을 이용하여 모델의 성능을 확인하였다.

Intensity Information and Curve Evolution Based Active Contour Model

Seong-Kon Kim[†]

ABSTRACT

In this paper, we propose a geometric active contour model based on intensity information and curve evolution for detecting region boundaries. We put boundary extraction problem as the minimization of the difference between the average intensity of the region and the intensity of the expanding closed curves. We used level set theory to implement the curve evolution for optimal solution. It offered much more freedom in the initial curve position than a general active contour model. Our methods could detect regions whose boundaries are not necessarily defined by gradient compared to general edge based methods and detect multiple boundaries at the same time. We could improve the result by using anisotropic diffusion filter in image preprocessing. The performance of our model was demonstrated on several data sets like CT and MRI medical images.

키워드 : 레벨세트(Level set), 곡선전개(Curve Evolution), 활성모델(Active Contour Model), 비등방성(Anisotropic)

1. 서 론

작업 중의 하나가 영상 분할(segmentation)이나 형태 추출(shape extraction)이다. 의료 분야에도 진단이나 질병의 진행 과정을 추적하기 위해 영상 해석이나 영상 처리(image processing) 등을 활용하고 있다.

의료 전문가가 동일한 영상에 대해 수 작업으로 특정 영역을 분할한 결과는 매번 차이가 날 수 있으며, 같은 전문가 사이에도 분할 결과가 조금씩 다를 수 있다. 그리고, 수 작업으로 수십 장의 영상에 대해 분할이나 추출 작업을 한다는 것은 많은 시간과 노력이 요구되는 작업이다. 이러한 수작업의 수고를 덜고 처리 과정을 자동화하는데 본 연구의 필요성이 있다.

의료 영상을 이용하여 신체의 일부 조직이나 부위를 정확히 추출하는 것은 쉽지가 않다. 신체의 각 조직은 고정 형태를 가지지 않고 사람에 따라서 변형이 많고 특히 주위

조직과 구별이 힘들기 때문이다. 최근 들어 많이 사용하는 윤곽 추출 방식에는 snakes 방법과[1-4] 곡선전개 방식이 있다[5-9].

에너지 최소화(energy minimization) 개념을 이용한 snakes 방식은 snake의 내부 에너지와 외부 에너지의 합이 최소화를 만족할 때까지 snake의 위치를 변화시켜가며 원하는 추출을 시도한다. 곡선전개 방식은 임의의 교차(crossing)하지 않는 폐곡선(closed curve)을 안정되게 팽창 또는 수축시켜가면서 추출할 대상 영역의 경계나 특징점에서 곡선의 움직임이 종료함으로써 윤곽을 추출하는 방식이다. 본 논문은 레벨세트 이론에 기반한 곡선전개 방식을 이용한다.

곡선전개를 이용한 대표적인 형태 추출 방법으로서 Sethian과 Osher가 제안한 레벨세트(level set) 알고리즘을 이용한 Malladi 모델과[5] 최소거리 개념과 레벨세트 이론을 함께 이용한 Kimmel 모델[6]이 있으며 그 외 확산(diffusion) 기법을 적용한 Caselles 모델[7]과 Kimia 모델[8] 등이 있다.

본 논문에서는 특히 영상의 그라디언트 정보 대신 영상 밝

[†] 정 회 원 : 부산가톨릭대학교 컴퓨터 정보공학부 교수
논문접수 : 2003년 5월 19일, 심사완료 : 2003년 8월 20일

기 정보와 곡선전개를 이용한 추출 모델을 제안한다. 또한 추출의 정확성을 높이기 위해 잡음 처리를 위한 전처리 과정에서 비선형 필터링 방식의 일종인 비등방성 확산(anisotropic diffusion) 필터를[10, 11] 사용하였다.

CT나 MRI 같은 의료 영상에 양호한 추출 결과가 얻어짐을 확인하였다.

2. 비등방성 확산 필터링

비등방성 확산 필터링이란 영상의 밝기 변화가 크게 일어나는 에지 부분에서는 확산을 아주 적게 하고, 반대로 밝기 변화가 아주 적은 경계 내부 영역에서는 확산을 많이 함으로써 잡음처리는 물론 에지 부분의 흐림 현상도 방지할 수 있는 방식이다.

2.1 Perona & Malik 모델(PM)

확산의 크기를 나타내는 확산 함수 $c(\mathbf{x}, t)$ 를 영상의 어떤 정보에 기반을 두고 설정하는가에 따라 에지, 특징(feature), 지식(knowledge) 기반 등으로 나눈다. 영상에 대한 비등방성 확산 필터링의 대표적 모델은 Perona와 Malik에 의해 처음 소개되었다. 이들에 의해 최초 제안된 영상에 대한 에지 기반 비등방성 확산식은 식 (2-1)로 표현된다[10].

$$\frac{\partial I(\mathbf{x}, t)}{\partial t} = \nabla \cdot (c(\mathbf{x}, t) \nabla I(\mathbf{x}, t)) \quad (2-1)$$

식 (2-1)에서 $I(\mathbf{x}, t)$ 는 공간상의 각 점 \mathbf{x} 에서 영상의 밝기값을 나타낸다. 영상에 대해 비등방성 확산을 적용할 경우 확산 함수 c 를 식 (2-2)와 같이 영상 밝기값의 그라디언 크기에 따라 값을 달리하는 함수를 주로 사용한다.

$$c = f(|\nabla I|) \quad (2-2)$$

f 를 식 (2-3)과 같은 단조 감소(monotonically decreasing)형의 지수 함수를 이용할 수 있다.

$$c = \exp\left\{-\left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^n\right\} \quad (2-3)$$

K 는 확산을 그라디언 크기의 어느 값을 중심으로 많이 또는 적게 하는가를 결정하는 기준값이 된다. K 는 제거할 잡음의 표준편차나 영상 처리 목적에 따라서 적절하게 설정되어야 한다.

2.2 수정된 PM 모델(MPM)

Alvarez는 PM 모델은 전적으로 원 영상 자체만의 그라디언 정보만 이용하여 확산을 수행하기 때문에 가우시안 잡음이 원 영상에 첨가되었을 경우 잡음으로 인한 영상 그라디언 값이 아주 커지는 경우들이 생길 수 있다고 하였다. 이러한 원인으로 제거해야 할 잡음 성분들이 에지로 판단되

어 제거되지 않고 오히려 강화될 수가 있다. 이러한 단점을 해결하기 위해 식 (2-4)와 같은 확산 함수로 수정 제안하였다[11].

$$c = f(|\nabla G \times I|) \quad (2-4)$$

식 (2-4)에서 $G \times I$ 는 원 영상 I 를 가우시안 필터링한 것을 의미한다. 확산 함수를 가우시안 필터링한 영상의 그라디언 크기에 의존한 함수로 설정함으로써 에지 부분에서 보다 양호한 잡음 처리가 이루어질 수 있다. 식 (2-4)를 식 (2-1)에 대입한 개선된 모델식이 식 (2-5)이다.

$$\frac{\partial I(\mathbf{x}, t)}{\partial t} = \nabla \cdot \{f(|\nabla G(\mathbf{x}, t) \times I(\mathbf{x}, t)|) \nabla I(\mathbf{x}, t)\} \quad (2-5)$$

본 논문에서도 Alvarez의 확산 방식을 이용하여 영상을 전처리 한다.

서로 다른 필터링 방법으로 처리된 결과를 정량적으로 비교하기 위해 본 논문에서는 Sanchez-Ortiz가 사용한 CC를 사용한다[12].

$$CC = \frac{\sum_{\mathbf{x} \in X} (I_1(\mathbf{x}) - \bar{I}_1(\mathbf{x})) (I_2(\mathbf{x}) - \bar{I}_2(\mathbf{x}))}{\sqrt{\sum_{\mathbf{x} \in X} (I_1(\mathbf{x}) - \bar{I}_1(\mathbf{x}))^2} \sqrt{\sum_{\mathbf{x} \in X} (I_2(\mathbf{x}) - \bar{I}_2(\mathbf{x}))^2}} \quad (2-6)$$

위 식에서 $\bar{I}_1(\mathbf{x})$ 와 $\bar{I}_2(\mathbf{x})$ 는 각각 영상 $I_1(\mathbf{x})$ 와 $I_2(\mathbf{x})$ 의 평균 밝기 값이다. CC 값은 0과 1사이의 값을 가진다. 두 영상이 전혀 상관이 없을 경우 CC값은 0이 되며 같을 경우나 두 영상이 서로 선형적(linear)인 유사성이 많을 경우엔 1에 근접한다. CC 값이 클수록 두 영상은 상관이 많음을 의미한다.

3. 기하 활성 모델

3.1 레벨셋 방정식

레벨셋 이론을 적용하면 어떤 폐곡선의 시간 변화에 따른 위치나 모양을 미분 방정식으로 표현할 수 있다[5]. 경계의 현재 위치를 나타내기 위해 거리 함수(distance function)를 이용하였으며 거리 함수가 0이 되는 위치들을 현재의 경계로 삼았다. 폐곡선 $\mathbf{v} = [(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)]$ 가 시간 t 에 따라 곡선의 법선 벡터 방향으로 어떤 속도로 움직인다고 가정할 때 변화되는 폐곡선의 현재 위치를 거리 함수 $\phi: \mathbf{R}^2 \times [0, t] \rightarrow \mathbf{R}$ 를 이용하여 미분 방정식 형태로 표현한 것이 레벨셋 방정식이다.

여기서 $\phi = \pm \text{distance}$ 함수로서, 초기 폐곡선상의 점들은 $\phi = 0$ 으로 두고 공간상의 다른 점들에서의 ϕ 값은 각 화소 $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i)$ 에서 $\phi = 0$ 까지의 최소거리로 나타낸다. \mathbf{p}_i 가 0 레벨 곡선 내부에 존재하면 음수 값 반대로 외부에 존재하면 양수 값으로 한다. 즉,

$$\begin{cases} \phi = 0 & : \text{경계} \\ \phi < 0 & : \text{경계내부} \\ \phi > 0 & : \text{경계외부} \end{cases} \quad (3-1)$$

초기 폐곡선 $\mathbf{v}(t=0)$ 의 변화되는 현재 위치는 어떤 시각에서든 항상 0 레벨 값을 가지는 점들을 구하면 알 수 있다. 즉,

$$\phi(\mathbf{p}(t), t) = 0 \quad (3-2)$$

시간에 대한 변화식을 위해 체인법칙을 적용하면,

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + \nabla \phi(\mathbf{p}(t), t) \mathbf{p}'(t) = 0 \quad (3-3)$$

폐곡선상의 각 점 \mathbf{p}_i 에서 곡선의 법선 벡터 방향으로 곡률(curvature) k 에 의한 속도로 이동한다고 하면 즉,

$$f(k) = \mathbf{p}'(t) \cdot \mathbf{n} \quad (3-4)$$

로 둘 수 있다. 여기서 법선(normal) 벡터 $\mathbf{n} = \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}$ 이다.

식 (3-4)와 \mathbf{n} 값을 식 (3-3)에 대입하면 식 (3-5)가 된다.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + f(k) |\nabla \phi| = 0 \quad (3-5)$$

식 (3-5)가 레벨셋트 곡선전개 방정식이다.

k 는 ϕ 에 대한 곡률을 나타낸다.

$$k = \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \quad (3-6)$$

3.2 레벨셋트 방정식의 응용

Malladi는 레벨 셋트 이론을 이용한 식 (3-7)과 같은 형태 추출 모델을 소개하였다[5]. 형태 추출을 위해 식 (3-5)의 레벨 셋트 방정식에 추가로 식 (3-8)과 같은 곡선의 전개를 제어할 수 있는 종료함수 g 를 포함시켰다. 식 (3-7)에서 영상의 그라디언 값이 크면 클수록 g 값은 0에 가까워진다. 그라디언 값의 변화가 거의 없는 영역에서는 g 값은 1에 가깝다. g 에 의해 추출 대상 영역의 에지 부분에서 곡선전개가 종료 된다.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + gf(k) |\nabla \phi| = 0 \quad (3-7)$$

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla I(x, y)|} \quad (3-8)$$

곡선 전개 속도를 빠르게 하기 위해 식 (3-8)의 $f(k)$ 에 추가로 상수 속도항 c 를 같이 사용하였다.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + g(c+k) |\nabla \phi| = 0 \quad (3-9)$$

c 는 곡선이 일정한 방향으로 팽창 또는 수축을 할 수

있게 해주며, 안정된 전개를 위해 ± 1 로 하였으며 c 가 -1 일 경우엔 곡선이 수축하며 $+1$ 경우엔 팽창하게 된다. ϕ 값을 반복적으로 계산해 나가다 전체적으로 ϕ 값의 변화가 거의 없을 경우 계산을 종료하고, 그리고 $\phi=0$ 인 화소들을 찾으면 형태 추출이 완료된다. 종료 함수 g 는 에지 부분에서 정확하게 0이 되지 않기 때문에 곡선이 경우에 따라서는 에지 부분에서 아주 작은 속도지만 조금씩 벗어날 수 있다. 또한 에지 갭(edge gap)이 존재하는 부분에서는 곡선이 추출할 영역을 이탈해버리기 때문에 추출에 실패할 수 있다. 그리고 Malladi 모델은 단방향으로만 곡선이 전개되는 단점이 있어 추출할 대상 영역 전체를 포함하는 위치에서 초기 곡선을 설정하거나 또는 추출할 대상영역 내부에 초기 곡선을 설정해 주어야한다는 제약이 있다.

Caselles, Sapiro 등은 식 (3-10)과 같이 $\nabla g \cdot \nabla \phi$ 항을 추가로 사용하였다[7].

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(c+k) |\nabla \phi| - \nabla g \cdot \nabla \phi \quad (3-10)$$

$\nabla g \cdot \nabla \phi$ 항을 추가로 사용하여 에지 부분을 넘어 이탈한 폐곡선의 점들을 에지 부분으로 되돌려 주는 작용을 하여 경계점에서의 이탈을 줄인다.

4. 제안 모델

추출 대상 영역의 평균 밝기 값과 현재 전개중인 폐곡선상의 점들의 밝기 값과의 차(difference)와 배경 영역의 평균 밝기값과 현재 전개중인 폐곡선 상의 점들의 밝기값과의 차(difference)의 에너지가 최소가 되는 방향으로 곡선을 확장 또는 수축시켜 가면서 추출할 대상 영역의 경계를 점진적으로 찾아가는 것이 본 논문에서 제안하는 모델의 기본 알고리즘이다.

전개곡선의 전체 에너지를 식 (4-1)과 같이 영상 밝기값에 기반한 에너지로 설정한다.

$$E(\mathbf{v}) = \sum_i |O_{mean} - I(v_i)|^2 + |B_{mean} - I(v_i)|^2 \quad (4-1)$$

식 (4-1)에서 벡터 \mathbf{v} 는 팽창 또는 수축 운동 중인 폐곡선을 나타내며, O_{mean} , B_{mean} 은 각각 추출 대상 영역의 평균 밝기 값과 배경 영역의 평균 밝기 값을 나타낸다. 대상 영역과 배경 영역의 평균 밝기 값을 구하기위해 영상으로부터 배경 영역과 대상 영역이라고 확실하게 판단되는 일부 영역을 선택을 하거나 또는 영상의 히스토그램(histogram)을 이용할 수 있다. $I(v_i)$ 는 폐곡선 상의 각 점에서의 밝기값이다. 식 (4-1)의 에너지가 최소가 되는 방향으로 곡선을 움직이는 속도를 $h(I)$ 로 하여 식 (4-1)의 레벨셋트 방정식에 적용하면 새로운 곡선전개 식은 다음과 같은 식 (4-2)로 표현할 수 있다.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + h(I)f(k)|\nabla \phi| = 0 \quad (4-2)$$

식 (4-2)가 추출에 사용할 제안 모델식이다. 밝기값의 차에 의한 속도 $h(I)$ 는 식 (4-3)과 같이 설정할 수 있다.

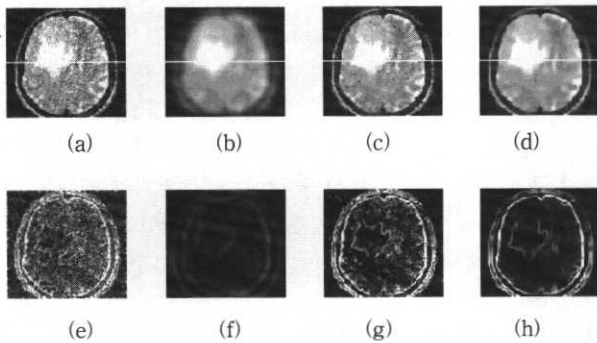
$$h(I) = (O_{mean} - I) + (B_{mean} - I) \quad (4-3)$$

식 (4-2)에 대한 이산식은 시간 미분은 전향 미분(forward difference), 공간 미분은 중앙 미분(central difference)을 사용했을 경우[5] 식 (4-4)로 표현된다.

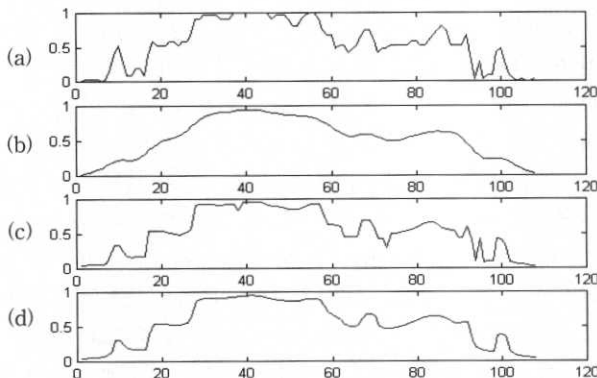
$$\frac{\phi_{ij}^{n+1} - \phi_{ij}^n}{\Delta t} + h_{ij}(I)f(k)(|\nabla_{ij} \phi_{ij}^n|) = 0 \quad (4-4)$$

5. 실험 결과 및 고찰

가우시안 형태의 확산 필터, PM 필터, 그리고 MPM의 세 방식에 대해 (그림 2)와 같은 실 영상에 대해서 확산 반복 횟수를 10에서 60까지 변화시키면서 실험하였다. (그림 1)(a)는 원 영상에 대해 평균이 0, 분산 0.01인 가우시안 잡음을 첨부한 영상이다. 원 영상에 대해 확산 기준 스케일 $K=0.1$ 로 하여 확산을 10회 시킨 결과가 (그림 1)(b), (그림 1)(c), 그리고 (그림 1)(d)이다. 세 필터링 방식의 결과를 시각적으로 확인하기 위해 (그림 1)(f), (그림 1)(g), (그림



(그림 1) 필터링 결과 (a) 원영상, (b) 가우시안, (c) PM, (d) MPM (e)~(h) 에지 성분



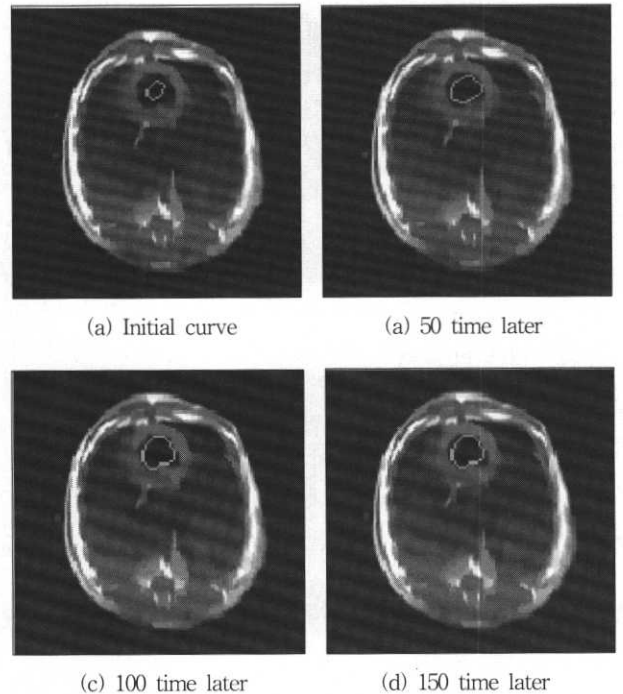
(그림 2) 에지 영상

1)(h)에 필터링된 각 영상의 그라디언 크기를 그림으로 나타내었다. MPM 경우가 잡음 처리는 물론 에지 부분의 강조 현상이 비교적 양호함을 알 수 있다. 에지 부분의 위치 이동을 확인하기 위해 (그림 1)의 1행에 있는 각 영상에 대해 같은 위치의 한 행을 선택하여 영상의 밝기값을 (그림 2)에 나타내었다. (그림 2)(d)의 MPM 경우와 (그림 2)(a)의 원 영상과를 비교해보면 에지 위치가 거의 없음을 확인할 수 있다.

<표 1> CC값 비교

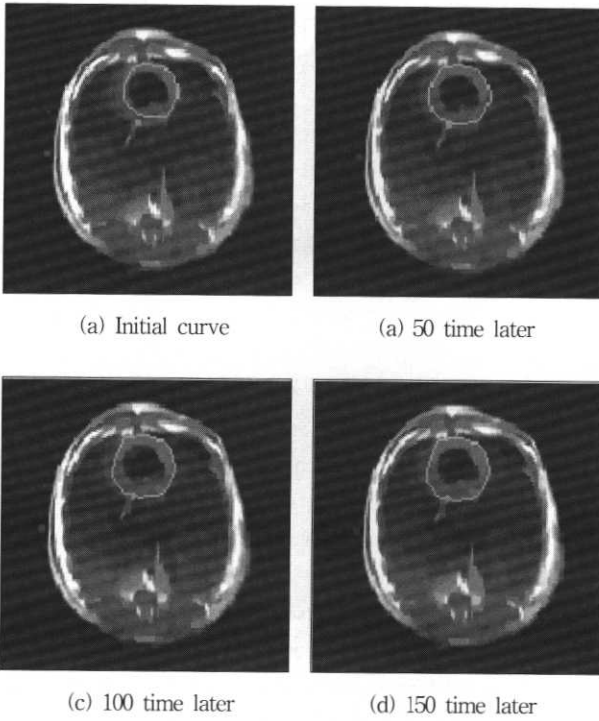
횟 수	G	PM	MPM
10	0.6594	0.8226	0.8933
20	0.5362	0.8372	0.8776
30	0.4755	0.8363	0.8619
40	0.4533	0.8321	0.8401
50	0.4398	0.8150	0.82443
60	0.4353	0.8057	0.8185

(그림 2)(b)의 가우시안 경우 에지 부분의 위치 이동이 많음을 알 수 있다. 수치적인 비교를 위해 <표 1>에 CC값을 표시하였다. MPM 방식이 전체적으로 양호한 결과를 나타냄을 확인할 수 있었다.



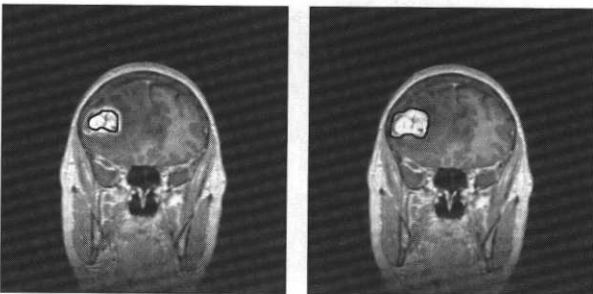
(그림 3) 내벽 추출

실 영상에 대한 형태 추출을 실험하기 위해 MRI 영상을 사용하였다. (그림 3)은 고양이의 심장 영상으로서 영상 크기는 128×128 이다. 시간 간격 $dt = 0.1$ 로 하여 150회 반복한 결과가 (그림 3)(d)이다. (그림 4)는 동일한 영상에 대해 심장의 외벽의 형태를 추출한 결과 그림이다.

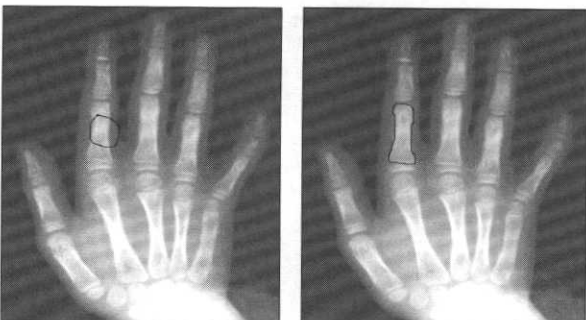


(그림 4) 외벽 추출

(그림 5)와 (그림 6)은 각각 뇌 MRI 영상과 손 CT 영상을 이용하여 추출 대상 영역의 임의의 위치에 초기 곡선을 설정하고 특정 부위를 추출한 결과이다.

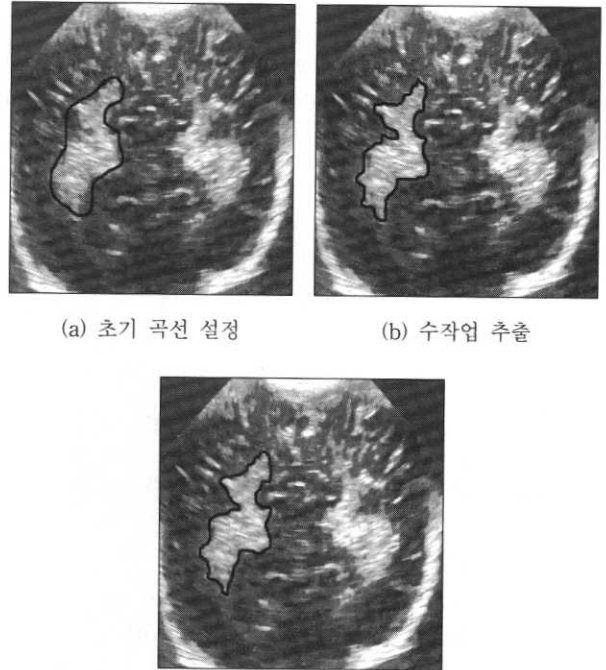


(a) 초기 곡선 (b) 추출 결과
(그림 5) 뇌 MRI 영상



(a) 초기 곡선 (b) 추출 결과
(그림 6) 손 CT 영상

(그림 7)은 초음파 영상으로 뇌의 백질(white matter)의 이상 부위를 일부 추출한 것이다.



(a) 초기 곡선 설정 (b) 수작업 추출
(c) 제안 모델 추출
(그림 7) 초음파 영상

의료 전문가의 수작업으로 추출한 결과 (그림 7)(b)와 본 모델의 추출결과 (그림 7)(c)를 정량적으로 비교하기위해 식 (5-1)을 이용하였다.

$$s = \frac{2N(R_1 \cap R_2)}{N(R_1) + N(R_2)} \quad (5-1)$$

$N(R_1) = R_1$ 영역에 포함된 화소 수

$N(R_2) = R_2$ 영역에 포함된 화소 수

식 (5-1)에서 s 는 비교할 두 영역의 유사성(similarity)을 공통 면적을 이용한 것으로 1에 근접할수록 두 영역의 유사성이 큰 것으로 판단할 수 있다. (그림 7)과 같은 초음파 영상에 대해서 예지정보를 이용한 일반적인 활성모델로 추출할 경우엔 추출에 실패할 확률이 높다. 본 논문에서 제안한 모델을 이용하여 추출한 결과가 (그림 7)(c)이며 (그림 7)(b)는 의료전문가가 수작업으로 추출한 결과이다. 두 결과의 유사도 s 값은 0.93정도를 나타내었다.

6. 결 론

본 논문은 형태나 윤곽 추출을 위한 변형된 기하 활성 모델을 제안하였다. 기본 알고리즘은 영상의 밝기 정보와 레벨셋 이론에 기반한 곡선전개 방식이다. 잡음 처리를 위

해 비등방성 필터링 처리를 함으로써 잡음 처리는 물론 에지 부분의 위치 이동이나 흐림 현상을 방지하여 추출의 성능을 향상시켰다. 레벨셋 이론을 모델에 적용하여 위상 처리가 쉽게 처리됨으로써 동시에 여러 대상의 윤곽 추출이 가능하였고, 영상 밝기 정보를 기반으로 추출 작업이 이루어지기 때문에 에지 정보가 약한 영상이나 대조도가 낮은 영상들에 대해서도 양호한 추출이 수행되었다. 향후 영상의 밝기 정보의 텍스처(texture) 특징(feature) 등을 고려한 추출 모델이나 움직이는 물체 추적에 위한 연구 등이 필요하다. 실시간 처리를 위해 초기 곡선의 위치를 가능한 추출 대상 물체의 경계 가까이 자동 설정할 수 있는 알고리즘 등의 개발도 필요하다.

참 고 문 헌

[1] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes : Active contour models," International Journal of Computer Vision, Vol.1, No.2, pp.321-331, 1987.
 [2] L. D. Cohen, "On active contour models and balloons," CVGIP : Image Understanding, Vol.53, No.2, pp.211-218, March, 1991.
 [3] L. D. Cohen and I. Cohen, "Finite element methods for active contour models and balloon from 2D to 3D," Technical Report 9124, CEREMADE, December, 1992.
 [4] C. Xu, J. L. Prince, "Snakes, shapes, and gradient vector flow," IEEE. Trans. on Image processing, Vol.7, No.3, pp. 359-369, March, 1998.
 [5] R. Malladi, J. A. Sethian and B. C. Vemuri, "Shape Modeling with Front Propagation : A Level Set Approach," IEEE Trans. on PAMI 17, pp.158-175, 1995.
 [6] R. Kimmel, A. Amir and A. M. Bruckstein, "Finding short

test paths on surfaces using level sets propagation," IEEE Trans. PAMI, Vol.17, No.6, pp.635-640, 1995.

[7] V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro, "Geodesic active contours," Int. J. of computer vision, Vol.22, pp.61-79, 1997.
 [8] B. B. Kimia and K. Siddiqi, "Geometric heat equation and non linear diffusion of shapes and images," Computer Vision and Image Understanding, Vol.64, No.3, pp.305-322, 1996.
 [9] 김성곤, 김두영, "다중 해상도 레벨 셋 방식을 이용한 기하활성 모델", 정보처리학회논문지, 제6권 제10호, pp.2809-2815, 1999.
 [10] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE PAMI, Vol.12, No.7, pp.629-639, July, 1990.
 [11] L. Alvarez, "Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion II," SIAM Journal of Numerical Analysis, Vol.29, No.3, pp.845-866, June, 1992.
 [12] G. I. Sanchez-Ortiz, D. Rueckert and P. Burger, "Knowledge-based tensor anisotropic diffusion of cardiac magnetic resonance images," Medical Image Analysis, Vol.3, No.1, pp.77-101, 1999.



김 성 곤

email : skkim@cup.ac.kr

1983년 경희대학교 전자과(공학사)

1985년 경희대학교 전자과(공학석사)

2000년 동아대학교 전자과(공학박사)

1992년~1999년 지산대학 전자계산과 교수

2000년~현재 부산가톨릭대학교 컴퓨터

정보공학부 교수

관심분야 : 영상처리, 의료영상해석