

양방향 곡선 전개를 이용한 개선된 형태 추출

Improved Shape Extraction Using Inward and Outward Curve Evolution

김하형, 김성곤, 김두영

Ha-Hyoung Kim, Seong-Kon Kim, Doo-Young Kim

요 약

본 논문에서는 물체의 경계나 형태 추출을 위하여 레벨 세트 이론을 바탕으로 한 새로운 곡선 전개 방법을 제안한다. 특히 전처리 과정에서 잡음의 효과적 처리를 위하여 기존의 필터 방식들이 가지는 단점인 경계 부분의 blurring 현상을 줄이고 정확한 에지 위치를 보존할 수 있는 비등방성 확산 필터(anisotropic diffusion filter)를 사용한다. 기존의 레벨 세트 방식이 수축이나 팽창 중 단지 한가지의 방식만 적용되어지는 반면, 제안한 방법은 물체의 경계 추출시 팽창과 수축이 동시에 가능하므로 특히 초기 곡선이 여러 물체에 걸쳐져 있는 경우에도 정확한 형태 추출이 가능하였다. 아울러 초기 곡선의 설정이 위치나 형태에 거의 제한을 받지 않기 때문에 추출을 원하는 영역이 아주 조금만 포함되어 있어도 정확한 형태 추출이 가능하였다.

ABSTRACT

Iterative curve evolution techniques are powerful methods for image segmentation. Classical methods proposed curve evolutions which guarantee close contours at convergence and, combined with the level set method, they easily handled curve topology changes.

In this paper, we present a new geometric active contour model based on level set methods introduced by Osher & Sethian for detection of object boundaries or shape and we adopt anisotropic diffusion filtering method for removing noise from original image. Classical methods allow only one-way curve evolutions : shrinking or expanding of the curve. Thus, the initial curve must encircle all the objects to be segmented or several curves must be used, each one totally inside one object. But our method allows a two-way curve evolution : parts of the curve evolve in the outward direction while others evolve in the inward direction. It offers much more freedom in the initial curve position than with a classical geodesic search method. Our algorithm performs accurate and precise segmentations from noisy images with complex objects(including sharp angles, deep concavities or holes). Besides it easily handled curve topology changes. In order to minimize the processing time, we use the narrow band method which allows us to perform calculations in the neighborhood of the contour and not in the whole image.

I. 서 론

2D 또는 3D 영상 데이터를 이용한 분할(segmentation)이나 형태 추출(shape extraction)은 영상 해석을 위한 중요한 작업 중의 하나이다.

고전적으로 많이 사용하는 에지(edge) 추출을 이용한 형태 추출 방식들은 고정 형태(rigid shape)의 윤곽(contour) 추출에서는 양호한 결과를 기대할 수 있으나 고정 형태가 아닌 물체의 윤곽 추출에는 여러 가지 단점들을 가지고 있다. 예를 들면 윤곽 추출 과정이 복잡하고 추출 결과가 잡음의 영

향을 크게 받을 수 있다. 즉, 전체 작업 과정이 에지 추출, 세션화(thinning), 그리고 에지 연결(edge linking) 등의 여러 과정들로 이루어지기 때문에 중간 처리 단계에서 수 작업의 필요성이 많아져 처리 과정을 자동화하는데 어려움이 많다. 특히 잡음의 영향을 많이 받기 때문에 에지 추출 과정에서 발생한 오류(error)로 인해 최종 윤곽 추출 결과에 좋지 못한 영향을 끼치므로 잡음 등의 영향을 고려한 영상 처리와 추출 방법이 필요하다.

이러한 관점에서 변형이 많은 윤곽 추출을 위해 최근에 많이 사용되는 방법으로 Kass 등이 제안한 snake라 불리는 에너지 최소화를 이용한 active contour 방식[1]-[3]과 임의의 폐곡선이 곡률에 의한 속도로 움직일 때 안정된 폐곡선 모양을 유지하면서 팽창(expanding)하거나 수축(shrinking)하는 특성을 이용한 곡선 전개(curve evolution) 방식[4] 등이 있다.

일반적으로 snake 방식은 처리 시간도 빠르고 움직이는 물체 추적 등에는 뛰어나지만 초기 snake 위치 설정 시 최초 snake 위치가 대상 물체의 경계 가까이 있어야 한다는 제약이 강하고 추출할 물체가 다수 개일 경우엔 위상(topology) 처리에 어려움이 많다. 본 논문에서는 정확한 윤곽 추출과 위상 처리 및 추출 작업의 자동화를 위해 Sethian과 Osher가 제안한 레벨 세트 알고리즘을 이용한 Malladi 모델[5]과 개선된 레벨 세트 기하 활성 모델[6]을 기반으로, 기존의 곡선 전개가 팽창이나 수축 중 하나의 과정만을 수행하는 단점을 개선한 내·외부 방향으로 팽창과 수축이 동시에 가능한 새로운 기하학적 모델을 제안한다. 그리고 영상 잡음 처리시 발생하는 에지 성분들의 blurring 현상을 방지하고 정확한 에지 부분을 유지하기 위하여 비등방성 확산(anisotropic diffusion) 방식[7]을 이용해서 잡음을 제거하였다. 아울러 시간에 따른 곡선의 안정된 전개를 위해, 곡률에 의한 속도 성분을 일반화된 수식으로 제안하며, 안정된 이산식 표현을 위하여 전체적인 곡선, 곡면의 전개에 대해 안정성이 뛰어난 기하학적 위상 모델식인 레벨 세트 방식을 이용한다. 그리고 처리 시간을 최소화하기 위해 전체 영상 영역이 아닌 현재 진행중인 곡선의 이웃 부분에서만 계산을 수행하는 narrow band 방식을 사용한다.

II. 비등방성 확산 필터링

영상에서 잡음이란 에지와 마찬가지로 영상 밝기의 급격한 변화로 생각할 수 있다. 기존의 가우시안 필터링 방식은 주변 화소와 평활화 처리를 하기 때문에 잡음 처리에는 좋으나 원 영상의 중요한 에지 성분을 훼손시킴은 물론 에지 부분의 공간적 이동까지 초래할 수 있다. 따라서 본 논문의 전처리 작업시 정확한 에지 보존과 에지 강조면에서 성능이 우수한 비등방성 확산 기법을 이용한 필터링 방식을 사용하였다[7]-[10]. 비등방성 확산법은 영상의 밝기 변화가 크게 일어나는 에지 부분에서는 확산을 아주 적게 하거나 전혀 하지 않음으로서 에지 부분을 보존하고 밝기 변화가 아주 적은 영역의 내부에서는 확산을 많이 함으로서 잡음처리는 물론 에지 부분의 흐림 현상도 방지하며 동시에 에지가 아닌 부분들에 대해서는 아주 부드럽게 영상을 처리할 수 있는 방식이다. 영상에 대한 비등방성 확산 방정식은 식 (1)과 같다[7].

$$\frac{\partial I(x,y,t)}{\partial t} = \text{div}(c(x,y,t) \nabla I) \quad (1)$$

$$= c(x,y,t) \Delta I + \nabla c \cdot \nabla I$$

식 (1)에서 $I(x,y,t)$ 는 공간상의 각 점에서 영상의 밝기 값을 나타내며, 확산 함수 c 를 식 (2)와 같이 영상 밝기 값의 그라디언 크기에 따라 값을 달리하는 함수로 사용한다[8].

$$c(x,y,t) = g(\|\nabla G * I(x,y,t)\|) \quad (2)$$

$G * I$ 는 원 영상 I 를 가우시안 필터링한 것을 의미하며, 함수 $g(\cdot)$ 는 식 (3)과 같이 양수 값을 가지는 단조 감소형의 지수 함수나 식 (4)와 같은 함수를 이용하였다.

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

$$g(\|\nabla I\|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2} \quad (4)$$

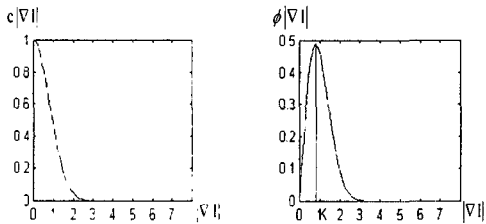
K 는 그라디언 크기의 어느 값을 중심으로 확산을 많이 또는 적게 하는가를 결정하는 기준 상수 값이다. 그림 1의 (a)는 그라디언 크기에 따라 확산의 크기가 달라지는 확산 함수 그림을 나타낸다. 그러므로 전체적인 확산량을 의미하는 flow function $\phi = c \|\nabla I\|$ 는 그림 1의 (b)처럼 그라디

안 크기가 K 인 지점에서 가장 많고, K 를 중심으로 이전까지는 단조 증가 형태이고, 이후로는 단조 감소 형태의 특성을 나타낸다. 이러한 특성 때문에 그라디언 크기가 K 보다 작은 부분들에 대해서는 전향적(forwards)으로 확산량을 증가시켜 가면서 평활화 처리를 하게 되고, 반대로 K 보다 큰 부분들에 대해서는 확산량이 후향적(backwards)으로 감소 특성을 보이는데 이러한 후향적 감소 특성으로 인해 에지 강조를 기대할 수 있다.

그라디언 크기에 대한 ϕ 의 변화를 ϕ' 는 다음과 같은 특성을 나타낸다.

- $\phi' > 0$: 전향적 확산량 증가 특성
- $\phi' < 0$: 후향적 확산량 감소 특성

K 는 제거할 잡음의 표준편차나 영상 처리 목적에 따라서 적절하게 설정되어야 한다.



(a) Diffusion function (b) Flow function

그림 1. (a) 비선형 함수 $g(\cdot)$ 의 정성적 형태

(b) 에지 향상을 이끄는 확산 함수 $\phi(\cdot)$

Fig. 1 (a) The qualitative shape of the nonlinearity $g(\cdot)$ (b) A choice of the function $\phi(\cdot)$ that leads to edge enhancement.

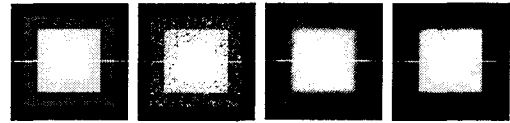
식 (1)에 대한 이산식을 구하기 위해 한 화소에 이웃하는 네 화소에 대하여 식 (5)와 같은 유한 미분법을 적용한다[11].

$$I_{i,j}^{(t+1)} = I_{i,j}^t + \lambda [c_N \cdot \nabla_N I + c_S \cdot \nabla_S I + c_E \cdot \nabla_E I + c_W \cdot \nabla_W I] \quad (5)$$

여기서 $I_{i,j}^t$ 는 확산이 진행중인 가운데 임의의 시점에서의 현재의 변화된 영상 밝기 값을 나타내며, λ 는 영상을 반복하여 확산시켜 나갈 때 확산 정도를 제어하는 가중치로서 $0 \leq \lambda \leq 1/4$ 의 값을

가진다. ∇ 기호는 가장 가까운 이웃 화소와의 차를 의미한다[7].

$$\begin{aligned} \nabla_N I_{i,j} &= I_{i-1,j} - I_{i,j}, \quad \nabla_S I_{i,j} = I_{i+1,j} - I_{i,j} \\ \nabla_E I_{i,j} &= I_{i,j+1} - I_{i,j}, \quad \nabla_W I_{i,j} = I_{i,j-1} - I_{i,j} \end{aligned}$$



(a) (b) (c) (d)

그림 2. 서로 다른 필터링의 30회 반복 결과 :

- (a) 원영상, (b) 잡음 영상,
- (c) 가우시안 필터, (d) 비등방성 확산 필터.

Fig. 2 Results of different filtering schemes for 30 iterations : (a) Original image, (b) Noise im age, (c) Gaussian, (d) Anisotropic diffusion.

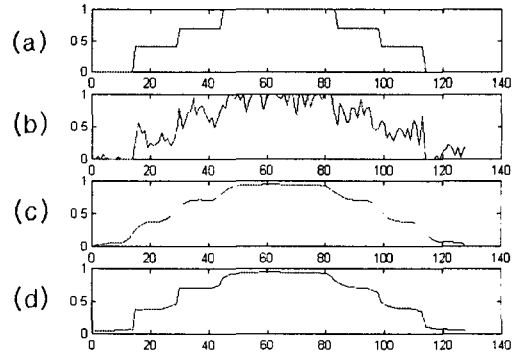


그림 3. 그림. 2의 각 영상에서 동일한 행의 밝기 값의 크기.

Fig. 3 Profiles of the magnitude of the intensity at the same row in each image of Fig. 2.

III. 레벨 세트 곡선 전개 방정식

$N-1$ 차원의 임의 레벨의 곡면 γ 가 시간에 따라 법선 벡터 방향으로 곡률에 의한 속도 F 로 움직일 때 이동하는 곡면들의 전체 집합 $\gamma(t)$ 에 대해 N 차원 공간상에서 Eulerian 수식 표현으로 나타낸 것이 레벨 세트 방정식이다[4]. 0 레벨의 2차원 폐곡선 $\gamma(t=0)$ 의 시간에 따른 모양을 나타내기 위해 3차원 함수를 Ψ 로 두면(즉, $\Psi = 0$), 어떤 임

의의 시각 t 에서 곡선의 현재 진행된 모습은 $\Psi = 0$ 가 되는 부분을 구하면 알 수 있다. 0 레벨 세트에 대한 Ψ 함수를 시간함수로 표현하면,

$$\Psi(\mathbf{x}(t), t) = 0 \quad (6)$$

가 된다.

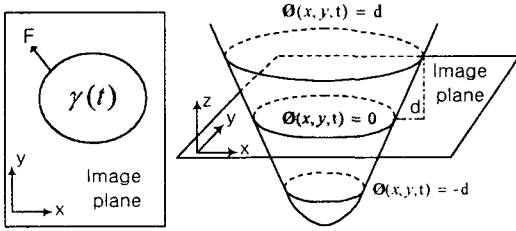


그림 4. 거리 함수로서의 레벨 세트.

Fig. 4 Level set signed Distance Function.

여기서, 다음과 같은 가정을 둔다[12].

$$I(\mathbf{x}) = \begin{cases} I_{in} & \text{if } \mathbf{x} \in D \\ I_{out} & \text{if } \mathbf{x} \notin D \end{cases} \quad (7)$$

D 는 검출되어진 물체의 영역을 나타내며, I_{in} 과 I_{out} 은 각각 그 물체 영역의 내부와 외부를 뜻한다. 원 영상에 컨벌루션 연산자인 $C(\cdot)$ 를 적용한 후 백색 가우시안 잡음을 추가하여 관측된 데이터를 g 라고 두면, 다음과 같은 수식으로 표현이 가능하다.

$$g = C(I) + N \quad (8)$$

단지 g 만을 알고 있는 상황에서 원 영상 I 의 물체를 정확히 분할하기 위해서는 본 모델에 일치하는 영역 D 를 찾아야만 된다. 즉, 식 (9)에서 처럼,

$$\partial D_t = \{ \mathbf{x} | \Psi(\mathbf{x}, t) = 0 \} \quad (9)$$

인 D 의 경계를 찾아내야 한다. 폐곡선 $\gamma(p, t)$ 에 대하여 경계 D 를 다시 표현하면,

$$\partial D_t = \{ \gamma(p, t) | \Psi(\gamma(p, t), t) = 0 \} \quad (10)$$

와 같이 표현이 되며, 여기서 p 는 곡선에 대한 매개변수이다. 식 (6)에 0 레벨 곡선의 시간에 대한 변화식을 구하기 위하여 체인법칙을 적용하면,

$$\Psi_t + \nabla \Psi(\mathbf{x}(t), t) \mathbf{x}'(t) = 0 \quad (11)$$

0 레벨 값들을 가지는 곡선상의 한 점 \mathbf{x}_i 에서 곡선의 법선 벡터, $\mathbf{n} = \frac{\nabla \Psi(\mathbf{x}, t)}{|\nabla \Psi|}$ 방향으로 곡

률에 의한 속도 F 로 이동한다고 하면,

$$F = \mathbf{x}'(t) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x}, t) \quad (12)$$

이 되므로 식 (13)과 같은 레벨 세트 곡선 전개 방정식을 구할 수 있게 된다.

$$\Psi_t + F|\nabla \Psi| = 0 \quad (13)$$

여기서 $F = \frac{\partial D}{\partial t}$ 인 곡선의 속도 성분이다.

F 를 새롭게 정의되는 속도 성분 $\mathbf{s}(\mathbf{x}, t)$ 로 두면, 레벨 세트 곡선 전개 방정식은 다음과 같이 표현이 가능하다.

$$\Psi_t + \mathbf{s}(\mathbf{x}, t)|\nabla \Psi| = 0 \quad (14)$$

본 논문에서는 속도 성분 $\mathbf{s}(\mathbf{x}, t)$ 에 대하여 일반화된 식 (15)를 제안한다.

$$\Psi_t + (\mathbf{s}(\mathbf{x}, t) + \Delta t \cdot \mathbf{k})|\nabla \Psi| = 0 \quad (15)$$

여기에서,

$$\mathbf{s}(\mathbf{x}, t) = - \left((C I_{in} - g)^2 - (C I_{out} - g)^2 \right) \quad \text{, on } \partial D_t \quad (16)$$

이며 제안한 속도 성분 $\mathbf{s}(\mathbf{x}, t)$ 에 의하여 식 (16)의 전개 속도 항은 양수 또는 음수가 될 수 있다. 그러므로 곡선의 전개 과정에서 활성적 폐곡선의 팽창과 수축이 동시에 가능하게 된다. Δt 값은 안정된 곡선 전개를 위하여 사용된 상수값이다.

C 는 컨벌루션 연산자를 의미하며, 본 논문에서는 가우시안 연산자를 사용하였다.

\mathbf{k} 는 Ψ 에 대한 곡률로서[4],

$$\mathbf{k} = \nabla \cdot \frac{\nabla \Psi}{|\nabla \Psi|} \quad (17)$$

$$= - \frac{\Psi_{xx}\Psi_y^2 - 2\Psi_x\Psi_y\Psi_{xy} + \Psi_{yy}\Psi_x^2}{(\Psi_x^2 + \Psi_y^2)^{3/2}}$$

이다.

식 (15)에서 $|\nabla \Psi_{i,j}|$ 를 구하기 위해 다음과 같은 근사식을 사용하였다[4].

$$|\nabla \Psi_{i,j}| = \{ \max(D_x^- \Psi_{i,j}, 0)^2 + \min(D_x^+ \Psi_{i,j}, 0)^2 + \max(D_y^- \Psi_{i,j}, 0)^2 + \min(D_y^+ \Psi_{i,j}, 0)^2 \}^{1/2} \quad (18)$$

단,

$$\begin{aligned} \cdot D_x^- \Psi_{i,j} &= \frac{\Psi_{i,j}^n - \Psi_{i-1,j}^n}{\Delta x} \\ \cdot D_x^+ \Psi_{i,j} &= \frac{\Psi_{i+1,j}^n - \Psi_{i,j}^n}{\Delta x} \\ \cdot D_y^- \Psi_{i,j} &= \frac{\Psi_{i,j}^n - \Psi_{i,j-1}^n}{\Delta y} \\ \cdot D_y^+ \Psi_{i,j} &= \frac{\Psi_{i,j+1}^n - \Psi_{i,j}^n}{\Delta y} \end{aligned} \quad (19)$$

D_x^- 와 D_x^+ 그리고 D_y^- 와 D_y^+ 는 각각 x방향과 y방향으로의 전향, 후향 미분치를 의미한다. 그러므로 최종적인 이산식은 다음과 같다.

$$\Psi_{i+1}^{n+1} = \Psi_{i,j}^n + (s(x, t) + \Delta t \cdot k) \cdot \{ \max(\Psi_{i,j}^n - \Psi_{i-1,j}^n, 0)^2 + \min(\Psi_{i+1,j}^n - \Psi_{i,j}^n, 0)^2 + \max(\Psi_{i,j}^n - \Psi_{i,j-1}^n, 0)^2 + \min(\Psi_{i,j+1}^n - \Psi_{i,j}^n, 0)^2 \}^{1/2} \quad (20)$$

전체 영상 크기 $N \times N$ 에서 Ψ 값을 구하기보다는 그림 5에서처럼 레벨 세트 $\Psi = 0$ 를 기준으로 거리가 δ 이내인 지역만 선택하여 Ψ 값을 구하면 계산량을 많이 줄일 수 있다는 것이 narrow band 개념이다.

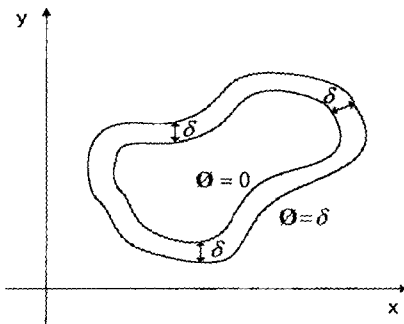


그림 5. 0 레벨 세트 주변의 폭 δ 를 가지는 narrow band.

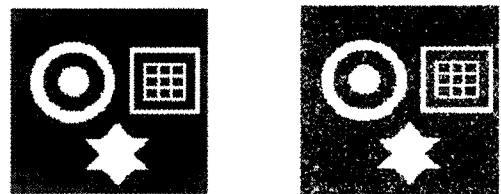
Fig. 5 A narrow-band of width δ around the 0 level set.

$\Psi = 0$ 인 곡선이 움직여 가다가 한 점이 narrow band의 경계에 도달되면 현재 위치의 $\Psi = 0$ 를 기준으로 전체 레벨 세트 Ψ 값을 거리 함수로 새로 설정하고 또 다른 곡선 전개를 위해 narrow band를 재 설정해 준다.

IV. 실험결과 및 분석

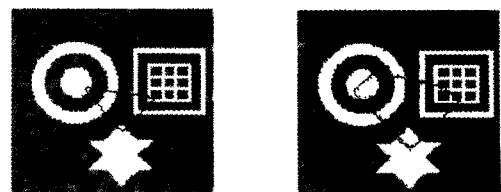
형태 추출에 대한 실험을 위하여 추출할 대상 물체의 구조를 복잡하게 만들고, 대상 물체의 개수도 하나가 아닌 여러 개로 설정하여 위상 변화에 얼마나 잘 대처하는지를 살펴보았다. 아울러 hole을 가지는 물체에 대해서도 형태 추출이 잘 이루어지는 지 실험해 보았다.

그림 6의 (a)는 영상 크기 128×128 인 그레이 (grey) 영상이며, (b)는 평균 0, 분산이 0.02인 가우시안 잡음이 첨가된 영상이다. (c)는 초기 곡선 설정과 전처리 단계인 비등방성 확산 필터링을 수행한 결과를 보였다. 여기서 확산 반복 회수는 15회이며, lambda 값은 0.25 그리고 K는 0.03을 주었으며, Δt 값은 0.6으로 설정하였다. 반복 회수 70회에서 초기 곡선에 걸친진 모든 대상 물체의 형태 추출이 완료된 결과가 그림 6의 (f)이다.



(a) Original Image

(b) Noise Image



(c) Initial curve

(d) at 10 times later

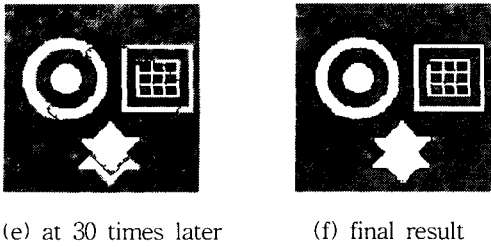


그림 6. 홀을 가지는 여러 물체들의 형태 추출 결과
 Fig. 6 Results of shape extraction of multiple objects with holes.

그림 7은 합성 영상이 아닌, 실제 영상에 적용한 결과이다. 합성 영상과 동일한 값들을 주고 실험한 결과, 반복 회수 80회에서 정확하게 대상 물체의 형태를 추출할 수 있었다. 반면, (g)와 (h)에서 볼 수 있듯이 기존의 방식에서는 단순한 초기 곡선에 대해서도 곡선 전개가 안정적이지 못하며 정확한 형태 추출도 불가능함을 알 수 있다.

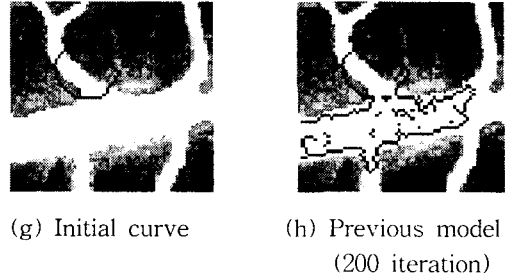


그림 7. 혈관 영상의 형태 추출.
 Fig. 7 Shape extraction of the blood vessel.

그림 8은 위상성 간 파열에 대한 CT(computed tomography) 영상이며, Δt 값은 0.7로 설정하였다.

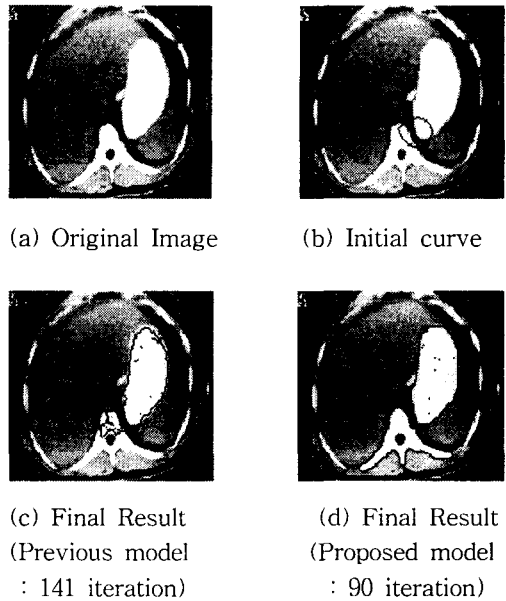
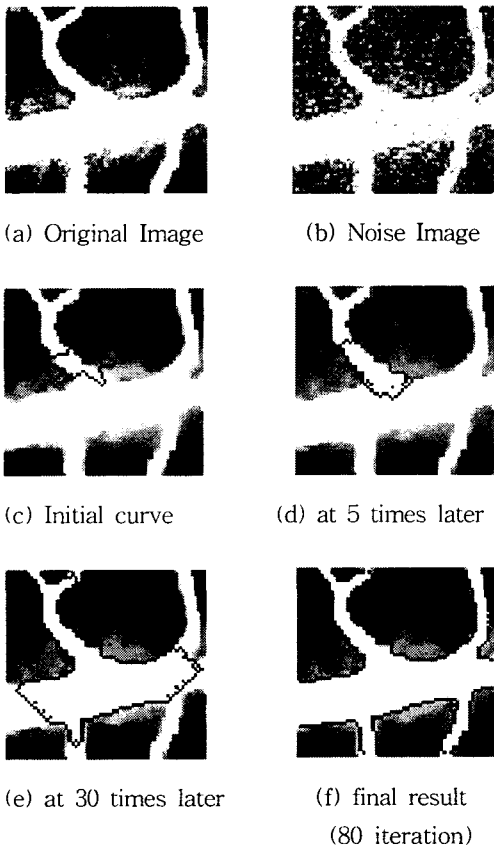
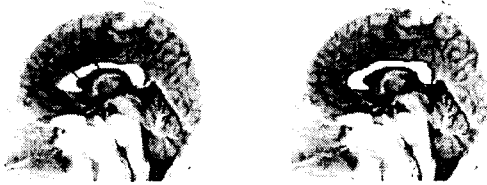


그림 8. 복부 부위 위상성 간 파열에 대한 CT 영상에서의 형태 추출.
 Fig. 8 Shape extraction of the stomach shape from a CT image of an abdominal section.

형태 추출은 반복 회수 90회에서 완료되었다. (c)는 기존의 곡선 전개 방식으로서 반복 회수 141회 이후로는 더 이상 곡선 전개가 이루어지지 않아 완전한 형태 추출이 불가능하였다.

그림 9는 뇌 정밀진단에 사용된 의료 영상이며, 그림 8과 동일한 매개변수 값을 적용하였다. 아울

러, 기존의 곡선 전개 방식으로는 형태 추출이 불가능하였다.

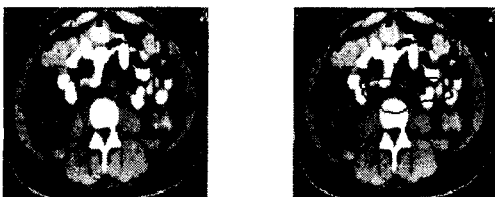


(a) Original Image & Initial curve
(b) Final Result (20 iteration)

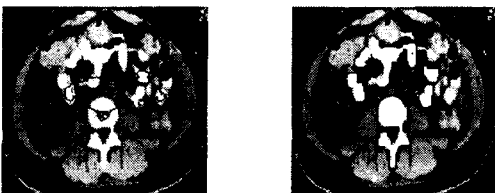
그림 9. 뇌 정밀진단 영상의 형태 추출.

Fig. 9 Shape extraction of a delicate diagnosis image of a brain section.

그림 10은 복강내 출혈이 발생한 경우의 CT 영상이며, 역시 위와 동일한 값을 적용하였다. 출혈이 발생한 부위에 초기 곡선을 설정하기만 하면 원하는 부위의 형태 추출이 가능하였다. 그러나 기존의 곡선 전개 방식은 초기 곡선이 추출을 원하는 여러 물체에 대해 거의 형태 추출이 불가능하였다.



(a) Original Image (b) Initial curve



(c) Final Result (Previous model : 150 iteration)
(d) Final Result (Proposed model : 45 iteration)

그림 10. 복부 부위 복강내 출혈에 대한 CT 영상에서의 형태 추출.

Fig. 10 Shape extraction of the blood spots at abdomen from a CT image of an abdominal section.

표 1에서는 다양한 의료 영상에 대하여 기존의 모델과 제안하는 모델과의 실험 결과를 제시하였다. 기존의 방식은 단순한 팽창이나 수축에서는 200 ~ 300회의 반복 회수에서 약 80 ~ 90%의 형태 추출이 가능하였으나, 초기 곡선이 경계에 걸쳐져 있는 경우에는 형태 추출이 거의 불가능함을 알 수 있었다. 이에 비해, 제안하는 방식에서는 형태 추출의 반복 회수와 정확도 측면 모두에서 우수한 결과를 보였다.

표 1. 기존의 방식과 제안된 방식의 시간 복잡도 (반복 회수)에 대한 비교.

Table. 1 Time Complexity Comparison of previous model and proposed model.

시간 복잡도 실험 영상	기존의 방식 (평균 반복 회수)	제안된 방식 (평균 반복 회수)
혈관 영상 (그림 7)	200회 이상 ※ 약 40%의 형태 추출 후 더 이상 불가	70 ~ 80회
외상성 간 파열에 대한 CT 영상 (그림 8)	140회 이상 ※ 약 60%의 형태 추출 후 더 이상 불가	80 ~ 90회
뇌 정밀 영상 (그림 9)	※ 형태 추출 불가	15 ~ 20회
복강내 출혈에 대한 CT 영상 (그림 10)	150회 이상 ※ 약 20%의 형태 추출 후 더 이상 불가	40 ~ 50회

마지막으로, 제안하는 모델에 대한 형태 추출의 정확도를 그림 11에 나타내었다.

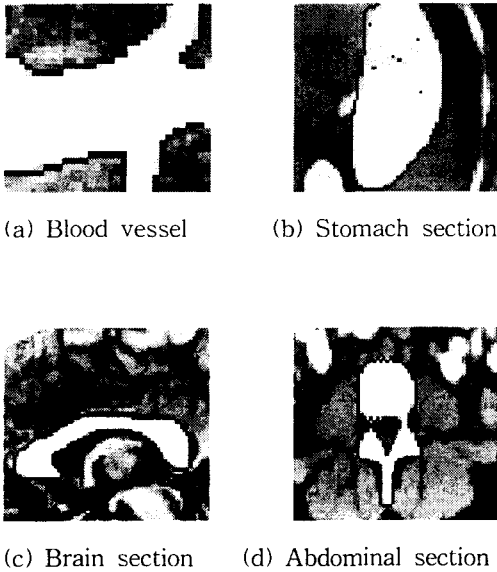


그림 11. 제안 모델에 대한 형태 추출의 정확도.
 Fig. 11 Shape extraction of Accuracy.

V. 결 론

본 논문은 변형이 많은 물체의 형태나 윤곽 추출을 위한 새로운 모델을 제안하였다. 특히 기존의 레벨 세트 방식이 팽창이나 수축 중 한가지만을 수행하던 것과는 달리, 초기 곡선이 추출을 원하는 대상 물체에 아주 조금만 걸쳐져 있더라도 팽창과 수축이 동시에 일어나 정확한 형태 추출이 가능하였다. 또한 대상 물체가 여러 개 존재할 때나 hole이 존재하는 물체에 대해서도 정확한 실험 결과를 보였다. 기존의 레벨 세트 방식이 수 백번 정도의 반복 회수로 형태 추출 결과를 얻을 수 있는 반면, 제안한 모델에서는 단순 합성 영상의 경우 20회 정도의 반복 회수로 형태 추출이 가능하였으며, 복잡한 영상이나 실 영상에 대해서도 100회를 넘지 않았다. 또한 초기 곡선을 어떠한 형태로 설정하든지 추출을 원하는 대상 물체에 걸쳐만 있으면 언제든지 형태 추출이 가능하였다.

응용이 가능한 분야로는 의료 진단 분야에서 단순히 눈으로 신체 특정 부위의 모양과 상태를 보거나 조사하는 정도에서 벗어나 원하는 신체 부위를 정확히 찾아내어 최상의 수술 계획을 세우거나 질병의 진행 모습을 추적하는 데에도 유용하게 이용될 수 있다.

향후 연구 방향으로는 제안한 알고리즘이 3차원 영상에 대해서도 형태 추출이 가능하도록 지속적인 연구가 수행되어야 할 것으로 사료된다.

접수일자 : 2000. 9. 9. 수정완료 : 2000. 10. 20.

참고문헌

- [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] 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.
- [4] S. Osher, J.A. Sethian, "Fronts Propagating with Curvature Dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulation", Journal of Computational Physics, Vol. 79, pp. 12-49, 1988.
- [5] R. Malladi, J.A. Sethian, and B.C. Vemuri, "Shape Modeling with Front Propagation : A Level Set Approach", IEEE Trans. on PAMI, Vol. 17, No. 2, pp. 158-175, February 1995.
- [6] 김성곤, 김 두영, "다중 해상도 레벨 세트 방식을 이용한 기하 활성 모델", 한국 정보 처리 학회 논문지, 제6권 10호, pp.2809-2815, 1999.
- [7] P. Perona and J. Malik, "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion", IEEE PAMI, Vol. 12, No. 7, pp. 629-639, July 1990.
- [8] 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.
- [9] G. Gerig, R. Kikinis, F.A. Jolesz, "Nonlinear Anisotropic Filtering of MRI Data", IEEE Trans. on Medical Imaging, vol. 11, no. 2, pp. 221-232, June 1992.
- [10] N. Nordstrom, "Biased Anisotropic Diffusion

- A Unified Regularization and Diffusion Approach to Edge Detection", Image and Vision Computing, vol. 8, pp. 318-327, 1990

[11] R. Jain, R. Kasturi, and B.G. Schunck, "Machine Vision", McGRAW-HILL, Inc., 1995.

[12] O. Amadiou, E. Debreuve, M. Barlaud, G. Aubert, "Inward and Outward Curve Evolution Using Level Set Method", Proc. IEEE ICIP, Vol. 3, pp.188-192, October 1999.



김하형(Ha Hyoung Kim)

準會員

1999년 동아대학교

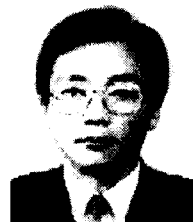
전자공학과 졸업 (공학사)

1999년-현재 동아대학교

전자공학과 석사과정

관심분야 : 컴퓨터비전

영상 처리, 패턴 인식



김성곤(Seong Kon Kim)

正會員

1983년 경희대학교

전자공학과 졸업 (공학사)

1885년 경희대학교

전자공학과 (공학석사)

1995년-1999년 지산대학

전자계산과 교수

2000년 ~ 현재 부산 가톨릭 대학교 정보공학부 교수

관심분야 : 컴퓨터 비전, 의료 영상 처리 등



김두영(Doo-Young Kim)

正會員

1972년 부산대학교

전자공학과 졸업(공학사)

1975년 부산대학교

전자공학과 (공학석사)

1983년 경북대학교

전자공학과 (박사 수료)

1977년 ~현재 동아대학교 전자공학과 교수

1998년 ~ 1999년 대한 전자공학회 부산경남 지부장

2000년 8월 ~ 현재 한국 신호처리 · 시스템 학회장

관심분야 : 디지털 신호처리, 영상처리 및

컴퓨터 비전, 신경망 등