

## 양방향 곡선 전개를 이용한 형태 추출

\*김하영, \*\*김성곤, \*김두영

\*동아대학교 전자공학과, \*\*부산가톨릭대학교 정보공학부

## Shape Extraction Using Inward and Outward Curve Evolution

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

\* Dept. of Electronics Engineering, Dong-A University

\*\* School of Information Engineering, Catholic University of Pusan

E-mail : skidraw@hanmail.net

### 요약

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.

### I. 서론

2D 또는 3D 영상 데이터를 이용한 분할(segmentation)이나 형태 추출(shape extraction)은 영상 해석을 위한 중요한 작업 중의 하나이다. 윤곽 추출을 위해 최근에 많이 사용되는 방법으로 Kass 등이 제안한 snake라 불리는 에너지 최소화를 이용한 active contour 방식과 임의의 폐곡선이 곡률에 의한 속도로 움직일 때 안정된 폐곡선 모양을 유지하면서 팽창(expanding)하거나 수축(shrinking)하는 특성을 이용한 곡선 전개(curve evolution) 방식 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 발생되는 에지 성분들의 blurring 현상을 방지하고 정확한 에지 부분을 유지하기 위하여 비등방성 확산(anisotropic diffusion) 방식[1]을 이용해서 잡음을 제거하였다. 아울러 시간에 따른 곡선의 안정된 전개를 위해, 곡률에 의한 속도 성분을 일반화된 수식으로 제안하여, 안정된 이산식 표현을 위해 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 하

기 때문에 잡음 처리에는 좋으나 원 영상의 중요한 에지 성분을 훼손시킬 수 있는 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. 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[1].

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \operatorname{div}(c(x, y, t) \nabla I) = c(x, y, t) \Delta I + \nabla c \cdot \nabla I \quad (1)$$

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[2].

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

$G * I$ 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.

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

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

$K$ 는 그라디언 크기의 어느 값을 중심으로 확산을 많이 또는 적게 하는지를 결정하는 기준 상수 값이다. 식 (1)에 대한 이산식을 구하기 위해 한 화소에 이웃하는 네 화소에 대하여 식 (5)와 같은 유한 미분법[4]을 적용한다.

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

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

가진다.  $\nabla$  기호는 가장 가까운 이웃 화소와의 차를 의미한다.

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

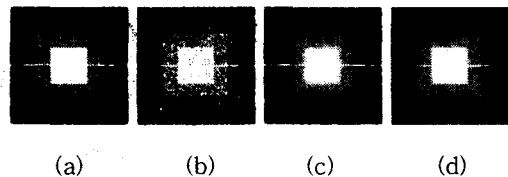


Fig. 1 Results of different filtering schemes for 30 iterations : Original image(a), Noise image(b), Gaussian(c), and Anisotropic diffusion(d).

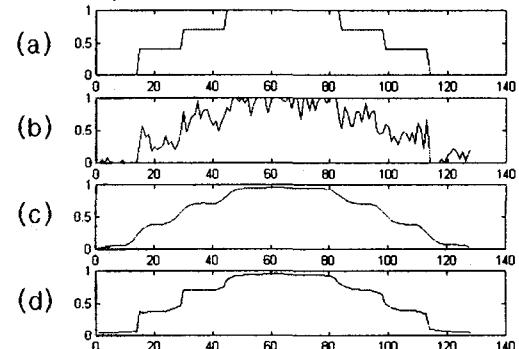


Fig. 2 Profiles of the magnitude of the intensity at the same row in each image of Fig. 1

### III. 레벨 세트 곡선 전개 방정식

N-1 차원의 임의 레벨의 곡면  $\gamma$ 가 시간에 따라 법선 벡터 방향으로 곡률에 의한 속도  $F(K)$ 로 움직일 때 이동하는 곡면들의 전체 집합  $\gamma(t)$ 에 대해 N차원 공간상에서 Eulerian 수식 표현으로 나타낸 것이 레벨 세트 방정식이다[3]. 제로 레벨의 2차원 폐곡선  $\gamma(t=0)$ 의 시간에 따른 모양을 나타내기 위해 3차원 함수를  $\Psi$ 로 두면(즉,  $\Psi=0$ ), 어떤 임의의 시각  $t$ 에서 곡선의 현재 진행된 모습은  $\Psi=0$ 가 되는 부분을 구하면 알 수 있다. 레벨 세트 0에 대한  $\Psi$  함수를 시간함수로 표현하면,

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

가 된다. 여기서, 다음과 같은 가정을 둔다[7].

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

여기서  $D$ 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  $\mathbf{g}$ 라고 두면, 다음과 같은 수식으로 표현이 가능하다.

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

단지  $\mathbf{g}$ 만을 알고 있는 상황에서 원 영상  $\mathbf{I}$ 의 물체를 정확히 분할하기 위해서는 본 모델에 일치하는 영역  $D$ 를 찾아야만 된다.

즉, 식 (9)에서처럼,

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

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 (10)을 임의의 시간  $t$ 에 대하여 표현을 하면

$$\Psi_t + F |\nabla \Psi| = 0 \quad (11)$$

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

만약, 법선 벡터  $\mathbf{n} = \frac{\nabla \Psi(\mathbf{x}, t)}{|\nabla \Psi|}$  방향으로의 속도 성분을  $F$ 로 두면,

$$F(\mathbf{x}, t) = \mathbf{s}(\mathbf{x}, t) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x}, t) \quad (12)$$

이 되므로 다음과 같은 레벨 세트 곡선 전개 방정식을 구할 수 있게 된다.

$$\Psi_t + \mathbf{s}(\mathbf{x}, t) |\nabla \Psi| = 0 \quad (13)$$

본 논문에서는 속도 성분  $\mathbf{s}(\mathbf{x}, t)$ 에 대하여 일반화된 식 (14)를 제안한다.

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

여기에서,

$$\mathbf{s}(\mathbf{x}, t) = -((C I_{in} - g)^2 - (C I_{out} - g)^2), \quad \text{on } \partial D_t \quad (15)$$

이다.

식 (14)에서  $|\nabla \Psi_{i,j}|$ 를 구하기 위해 다음과 같은 근사식을 사용하였다[3].

$$|\nabla \Psi_{i,j}| = \{ \max(D_x^- \Psi_{i,j}, 0)^2 + \min(D_x^+ \Psi_{i,j}, 0)^2 + \max(D_y^- \Psi_{i,j}, 0)^2 + \min(D_y^+ \Psi_{i,j}, 0)^2 \}^{1/2} \quad (16)$$

$D_x^-$ 와  $D_x^+$  그리고  $D_y^-$ 와  $D_y^+$ 는 각각 x방향과 y 방향으로의 전향, 후향 미분치를 의미한다.

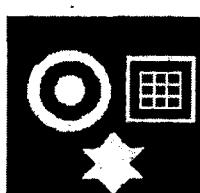
그러므로 최종적인 이산식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Psi_{i+1}^{n+1} = & \Psi_i^n + (\mathbf{s}(\mathbf{x}, t) + \Delta t \cdot \mathbf{K}) \cdot \\ & \{ \max(\Psi_{i,j}^n - \Psi_{i-1,j}^n, 0)^2 + \min(\Psi_{i+1,j}^n - \Psi_{i,j}^n, 0)^2 + \max(\Psi_{i,j}^n - \Psi_{i-1,j}^n, 0)^2 + \min(\Psi_{i,j+1}^n - \Psi_{i,j}^n, 0)^2 \}^{1/2} \end{aligned} \quad (17)$$

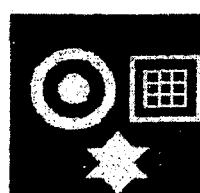
#### IV. 실험결과 및 분석

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 이루어지는지 실험해보았다.

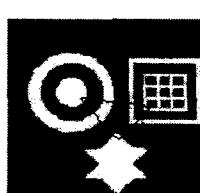
Fig. 3(a)는 영상 크기  $128 \times 128$ 인 그레이(grey) 영상이며, Fig. 3(b)는 평균 0, 분산이 0.02인 가우시안 잡음이 추가된 영상이다. Fig. 3(c)는 초기 곡선 설정과 전처리 단계인 비등방성 확산 필터링을 수행한 결과를 보였다. 여기서 확산 반복 회수는 15회이며, lambda 값은 0.25 그리고 K는 0.03을 주었다. 반복 회수 70회에서 초기 곡선에 걸쳐진 모든 대상 물체의 형태 추출이 완료된 결과가 Fig. 3(f)이다.



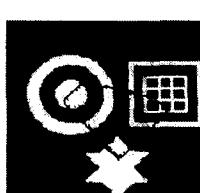
(a) Original Image



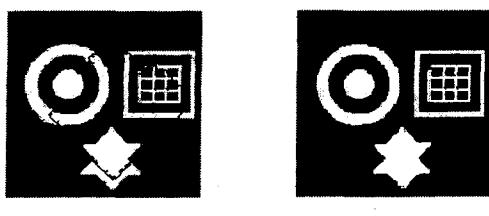
(b) Noise Image



(c) Initial curve



(d) at 10 times later



(e) at 30 times later (f) final result

Fig. 3 Results of shape extraction of multiple objects with holes.

Fig. 4는 합성 영상이 아닌, 실제 영상에 적용한 결과이다. 합성 영상과 동일한 값들을 주고 실험한 결과, 반복 회수 80회에서 정확하게 대상 물체의 형태를 추출할 수 있었다.

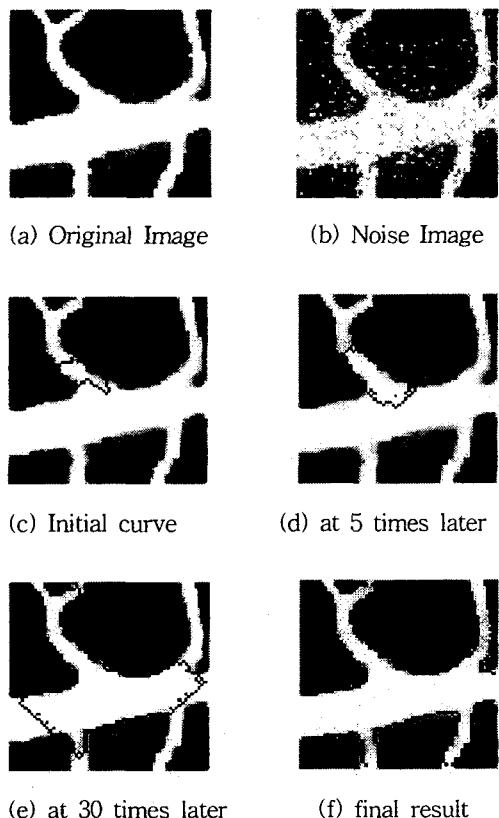


Fig. 4. Shape extraction of the blood vessel.

## V. 결론

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.

향후 연구 방향으로는 밝기 차가 아주 적은 영상에 대해서도 본 모델이 적용될 수 있도록 지속적인 연구가 수행되어야 할 것으로 사료된다.

## VI. 참고문헌

- [1] P. Perona and J. Malik, "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion", IEEE PAMI, Vol. 12, No. 7, pp. 629-639, July 1990
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] R. Jain, R. Kasturi, and B.G. Schunck, "Machine Vision", McGRAW-HILL, Inc., 1995.
- [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] O. Amadieu, 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.