

# Gradient Vector Flow를 이용한 의료영상 분할

김진철<sup>0</sup>, 김종욱, 이배호, 정태웅<sup>1</sup>

전남대학교 컴퓨터공학과

전남대학교 의과대학 진단방사선과<sup>1</sup>

{kjc1015<sup>0</sup>, jong-ug}@hanmail.net, {bhlee, ctw744<sup>1</sup>}@chonnam.ac.kr

## Medical Image Segmentation using Gradient Vector Flow

Jin-Chul Kim<sup>0</sup>, Jong-Ug Kim, Bae-Ho Lee, Tae-Woong Chung<sup>1</sup>

Dept. of Computer Engineering, Chonnam National University

Dept. of Diagnostic Radiology, Chonnam National University Medical School<sup>1</sup>

### 요약

영상 분할은 임상에서의 진단과 분석 및 3차원 가시화를 위해 선행되어야 할 필수 과정이다. 의료영상은 영상이 가지는 데이터 자체의 고유한 제약들과 해부학적 변이성 때문에 영상분할에 어려움이 있다. 본 논문에서는 의료영상의 분할을 위해 스네이크의 새로운 외부 힘으로 Gradient Vector Flow(GVF)를 이용한 방법을 제안한다. 제안된 방법은 2차원 의료영상에서 에지 맵(edge map)을 구하고, GVF를 계산하여 스네이크의 경계선과 같이 관심 있는 특징의 에너지 함수가 최소가 되는 GVF 스네이크(snake)를 구한다. 제안된 방법을 초음파영상과 자기공명영상 같은 의료영상의 분할에 적용한 결과 기존의 스네이크와 달리 잡음이나 오목한 부분이 있는 객체들을 성공적으로 분할하였다.

## 1. 서론

디지털 의료영상을 이용한 PACS(Picture Archiving and Communication System)시스템이 개발되어 임상에 이용되고 있으며 최근에는 디지털화된 영상정보를 이용한 다양한 영상처리와 인공지능을 이용하여 의료진단의 정확도를 높이는 시도가 이루어지고 있다. 이러한 컴퓨터 지원진단(Computer Aided Diagnosis, CAD)시스템[3]에서 의료영상분할(Medical Image Segmentation)은 환자의 해부학적 구조의 외관, 크기 또는 모양에 대한 세부적이거나 정량적인 정보가 요구될 때 아주 중요한 최초 단계이다. 그러나 의료영상에서의 영상분할을 자동적으로 수행하는 것은 해부학적 변이성(variability), 컴퓨터를 이용할 수 있는 제한된 지식, 그리고 의료영상이 가지는 데이터 자체의 고유한 제약들 때문에 어려움이 있다.

본 논문에서는 디지털 의료영상정보의 정량화 및 분석을 위해 Gradient Vector Flow라는 새로운 외부 힘을 가진 스네이크(snake)를 이용한 의료영상분할 방법을 제안한다. 제안한 방법의 기본적인 아이디어는 외부 힘의 포착 범위 확대와 찾고자 하는 경계를 위한 만든 모델을 가이드 함에 있다. 제안된 GVF 스네이크의 장점은 과거의 스네이크와 달리 초기설정 에 덜 민감하였으며, 오목한 경계 영역에서 움직일 수 있었다.

본 논문의 2장에서 기존의 스네이크 모델[1]에 대하여 설명하고, 3장에서는 Gradient Vector Flow를 설명한다. 4장에서는 실험결과를 제시하고 마지막으로 5장에서는 결론을 기록한다.

## 2. 배경

### 2.1. 일반적인 스네이크(Snake) 모델

일반적인 스네이크는 이미지의 평면( $x, y$ )에서 에너지를 최소화하는 방향으로 움직이는 모수적(parametric) 곡선  $\mathbf{x}(s) = [x(s), y(s)]$ ,  $s \in [0, 1]$ 으로 정의된다.

$$E = \int_0^1 \frac{1}{2} [\alpha |x'(s)|^2 + \beta |y'(s)|^2] + E_{ext}(\mathbf{x}(s)) ds \quad (1)$$

여기서  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 스네이크의 신장(tension)과 굽어짐(rigidity)을 제어하는 가중치이고,  $x'(s)$ 와  $y'(s)$ 는  $s$ 에 관한  $\mathbf{x}(s)$ 의 1차와 2차 도함수이다. 외부 에너지 함수  $E_{ext}$ 는 경계선과 같은 관심 특징들에서의 특징 값을 얻기 위해서 영상으로부터 유도한다.

주어진 그레이 레벨(gray-level) 영상  $I(x, y)$ 에서 전형적으로 외부 에너지들은 에지들의 active contour[4]가 되기 위해서 설계된다.

$$E_{ext}^1(x, y) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (2)$$

$$E_{ext}^2(x, y) = -|\nabla(G_\sigma(x, y) * I(x, y))|^2 \quad (3)$$

여기서  $G_\sigma(x, y)$ 는 표준편차  $\sigma$ 을 가진 2차원의 가우시안 함수이고  $\nabla$ 는 기울기 연산자이다. 영상이 흰색 바탕에 검정색의 선화이면 그때의 외부 에너지는 다음과 같이 정의된다.

$$E_{ext}^3(x, y) = I(x, y) \quad (4)$$

$$E_{ext}^4(x, y) = G_\sigma(x, y) * I(x, y) \quad (5)$$

이 정의들에 의해서 값이 큰  $\sigma$ 는 경계선들의 평활화(smoothing)를 야기한다는 사실을 알 수 있다. 그러나 종종 큰  $\sigma$ 는 변형하는 윤곽선(deformable contour)의 범위(range) 증가를 위해서 필요하기도 하다.

오일러 방정식에 의해 에너지  $E$ 를 최소화하는 스네이

크는 다음과 같이 되며,

$$\alpha \mathbf{X}''(s) - \beta \mathbf{X}'''(s) - \nabla E_{ext} = 0 \quad (6)$$

이것을 힘 균형방정식(force balance equation)으로 나타내면,

$$F_{int} + F_{ext}^1 = 0 \quad (7)$$

이 된다. 여기서  $F_{int} = \alpha \mathbf{X}''(s) - \beta \mathbf{X}'''(s)$ 이며,  $F_{ext}^1 = -\nabla E_{ext}$ 가 되며 내부 힘  $F_{int}$ 는 스트레칭(stretching)과 벤딩(bending)을 방해하는 반면 외부 위치 힘(potential force)  $F_{ext}^1$ 는 회망하는 이미지 윤곽선을 향해 스네이크를 잡아당긴다. 식 (6)의 해를 구하기 위해서 스네이크를 시간  $t$ 의 함수  $\mathbf{x}(s, t)$ 로 고려하여 이를  $t$ 에 관하여 미분한  $\mathbf{x}$ 의 편도함수는 식 (6)의 좌변과 같이 된다.

$$\mathbf{x}_t(s, t) = \alpha \mathbf{X}''(s, t) - \beta \mathbf{X}'''(s, t) - \nabla E_{ext} \quad (8)$$

$\mathbf{x}(s, t)$ 의 값이 고정이면  $\mathbf{x}_t(s, t)$ 항은 사라지고 식(6)의 해를 구할 수 있다. 그러나 파라미터에 매우 민감하며, 작은 윤곽선의 범위, 경계선으로부터 멀리 떨어진 점은 외부 힘이 작용하지 않는다는 점, 초기의 위치에 의존하여 수렴하는 문제가 있다. 그래서 다음 장에서는 위 제기된 문제를 해결하기 위한 새로운 외부 힘을 소개한다.

### 3. Gradient Vector Flow Field

의료영상의 분할은 gradient vector flow(GVF) 영역이라 부르는 외부 힘 영역을 사용하여 접근한다. 우선 작은 힘 균형 상태를 사용하여 식 (8)에서의  $-\nabla E_{ext}$ 와  $\mathbf{v}(\mathbf{x})$ 을 바꿔 새로운 스네이크를 정의하여 이를 GVF 스네이크라 부른다. 이 GVF 영역은 경계에 가까워지면 물체의 경계를 향하지만 영상의 가장자리나 동질의 영상 영역에서는 부드럽게 변한다. GVF 영역의 중요 장점은 물체 경계의 양쪽에서부터 얻은 범위로부터 스네이크를 얻을 수 있으며 오목한 부분의 경계선까지 분할 할 수 있는 장점이 있다.

#### 3.1 에지 맵(Edge Map)

에지 가까이에서 값을 가지는 영상  $I(x, y)$ 에서 유도된  $f(x, y)$ 을 에지 맵으로 정의한다. 연구에는 영상처리 문헌[6]에 명기된 그레이 레벨 혹은 이진영상의 에지 맵을 다음과 같이 적용하였다.

$$f(x, y) = -E_{ext}^{(i)}(x, y) \quad (9)$$

여기서  $i = 1, 2, 3, 4$ 이며, 영역  $\nabla f$ 는 에지를 향하여 가리키는 벡터들을 가지나, 대체로 그것은 좁은 범위를 가진다. 더욱이 동질의 영역에서는  $I(x, y)$ 가 상수이며,  $\nabla f$ 는 0이며, 에지의 거리 정보가 없을시 이용할 수 없다.

#### 3.2 GVF

Gradient vector flow는 에너지 함수를 최소화하는 벡터장  $\mathbf{v}(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$ 으로 정의한다. 에너지 함수는 다음과 같다.

$$E = \iint \{ \mu (u_x^2 + v_x^2 + u_y^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |v - \nabla f|^2 \} dx dy \quad (10)$$

특히, 여기서  $|\nabla f|$ 이 작을 때 에너지는 매끄러운 장을 야기하는 벡터장의 편도함수로 특징지어진다. 한편,  $|\nabla f|$ 이 클 경우엔 두 번째 항은 피적분 함수가 되고  $\mathbf{v} = \nabla f$ 로 놓으면 최소화 된다. 매개변수  $\mu$ 는 첫 번째 항과 두 번째 항과의 균형을 제어하는 조정변수이다. 이 변수는 영상에서의 잡음의 존재 양에 따라서 결정(잡음이 많으면  $\mu$  증가)되어진다.

변분법(calculus of variations)[5]을 사용하고 다음의 오일러 방정식(Euler equation)을 풀어서 GVF를 얻을 수 있다.

$$\mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (11-1)$$

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (11-2)$$

여기서  $\nabla^2$ 는 라플라시안 연산자이다. 동질의 영역에서는  $f(x, y)$ 의 기울기가 0 이기 때문에 두 공식 (11-1)과 (11-2)의 두 번째 항은 0 이 된다. 그러므로 이 영역 안에서  $u$ 와  $v$ 는 라플라시안 방정식에 의해 구해진다. 결과로 나오는 GVF 영역은 영상의 경계로부터 의해 보간 된다.

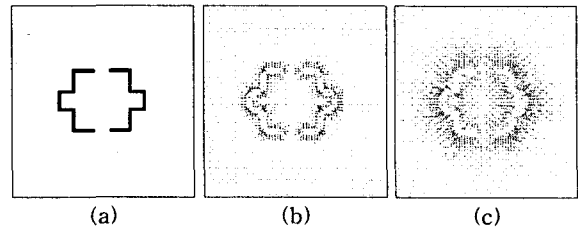


그림 1. 일반적 힘과 GVF 힘 비교 (a) 원영상, (b) traditional force, (c) GVF force

그림 1은 일반적인 스네이크에서의 힘과 새로운 외부 힘 GVF를 비교한다. 여기서 그림 1(a)은 원영상이며, 그림 1(b)은  $\alpha = 0.6, \beta = 0$ 의 가중치를 가진 일반적인 스네이크의 외부 힘을 보여주고 있으며, 1(c)은  $\alpha = 0.6, \beta = 0$ 의 가중치를 가진 GVF 스네이크의 외부 힘(GVF force)을 보여주고 있다.

### 4. 결 과

GVF의 기본적인 형식은 일반 영상뿐만 아니라 의료영상에서도 효과적이다. 의료영상을 위한 GVF를 구하기 위해서 에지 맵 함수  $f(x, y)$ 을 우선 계산하였으며, 에지 맵 함수로는  $f^{(1)}(x, y) = |\nabla I(x, y)|$  혹은  $f^{(2)}(x, y) = |\nabla G_\sigma(x, y) * I(x, y)|$ 의 두 가지 형태가 가능하며, 여기서 후자는 잡음이 존재할 시 더 효과적이다. 위의 방법 외에도 에지 맵을 개선하기 위해서 미디언(median)필터, 모폴로지 필터[2]를 이용하여 잡음을 감소시킬 수 있었다.

그림 2(a)는 사람 신장의 낭종(renal cyst) 초음파 영상을 보여주고 있다. 그림 2(b)는  $\sigma=3$ 을 가진  $f(x, y) = f^{(2)}(x, y)$ 을 사용하여 구한 에지 맵을 보여 주고 있다. 그림 2(c)는 계산된 GVF를 보여주고 있으며 그림 2(d)는 GVF 윤곽선의 변형과정과 GVF 윤곽선의 결과를 보여주고 있다. 이 결과는 오목한 경계나 잡음이 존재하고 경계로부터 멀리 초기 설정하여도 경계선에 잘 수렴됨을 보여주고 있다.

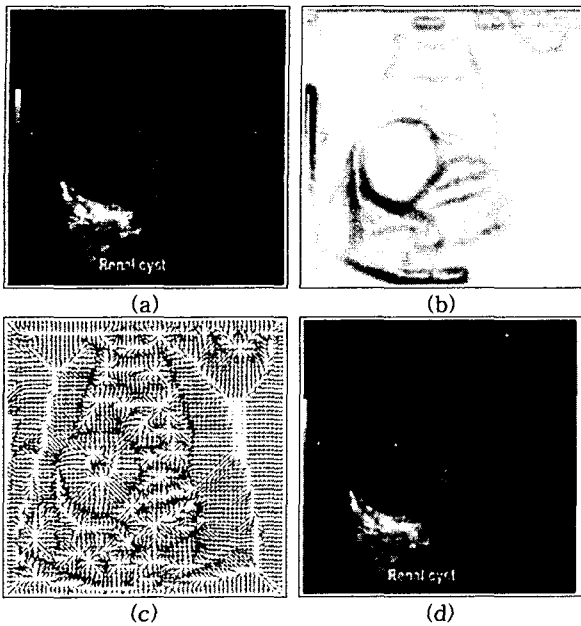


그림 2. (a) 사람 신장의 초음파 영상 (b)  $\sigma=3$ 을 가진  $f(x, y) = f^{(2)}(x, y)$  에지 맵 (c) GVF (d) GVF 스네이크의 결과

그림 3에서는 다른 의료영상에 적용한 GVF의 실험을 보여 주고 있다. 그림 3(a)은 사람 어깨 coronal의 자기 공명 영상(MRI)을 보여 주고 있으며, 그림 3(b)은  $\sigma=2.5$ 을 가진  $f(x, y) = f^{(2)}(x, y)$ 을 사용하여 계산한 에지 맵을 보여주고 있다. 그림 3(c)은 계산된 GVF를 보여주고 있으며, 그림 3(d)은 원 영상에 오버레이된 GVF 윤곽선을 보여주고 있다.

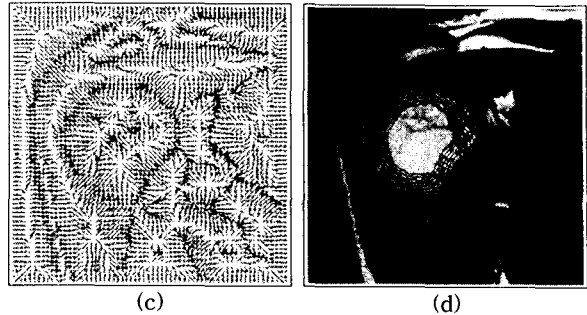
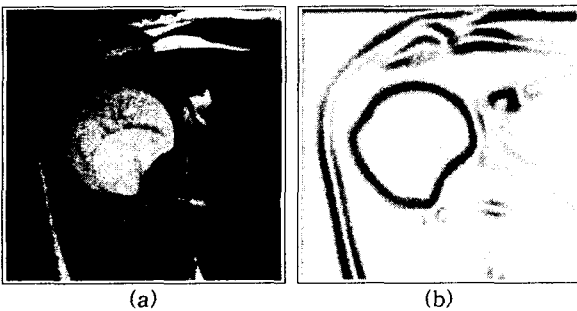


그림 3. (a) 사람 어깨 관절 MRI 영상 (b)  $\sigma=2.5$ 을 가진  $f(x, y) = f^{(2)}(x, y)$  에지 맵 (c)GVF (d) GVF 스네이크의 결과

5. 결 론

본 논문에서는 의료영상을 분할하기 위해 GVF라는 외부 힘을 가진 스네이크를 제안하였다. 제안된 방법은 잡음이 포함된 영상이나 오목한 객체를 가진 의료영상을 효과적으로 분할하였다. 다만 변수들에 민감한 GVF를 계산하는데 시간이 많이 소요되는 문제점을 갖고 있다. 따라서 계산속도 증가 기술과 일반화된 GVF 알고리즘을 적용하여 보다 빠르고 정확한 경계를 찾는 방법에 대한 연구를 수행중이다.

참 고 문 헌

- [1] C. Xu and J. L. Prince. "Snake, shape and gradient vector flow", *IEEE Trans. on Image Processing*, 7(3):359-369, March 1998.
- [2] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods. *Digital Image Processing*, Prentice Hall, Second Edition, 2002.
- [3] K.Doi, H. MacMahon, M.L. Giger and K.R. Hoffmann, "Computer-Aided Diagnosis in Medical Image", *Elsevier Science*, pp.3-20, 1999.
- [4] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snake: Active contour models", *Int. J. Computer Vision*, 1(4):321-331, 1987.
- [5] R. Courant and D. Hilbert, *Method of Mathematical Physics*, volume 1. Interscience, New York, 1953
- [6] A. K. Jain, *Fundamental of Digital Image Processing*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989.
- [7] C. Xu and J. L. Prince, "Generalized gradient vector flow external force for active contour", *Signal Processing, An International Journal*, 71(2):132-139, 1998.