
레벨셋을 이용한 특정 영역의 영상 세그먼테이션

주기세* · 조덕상*

Image Segmentation of Special Area Using the Level Set

KISEE JOO* · DEOGSANG CHO*

요 약

영상 세그먼테이션은 배경으로부터 객체들을 구별하는 것으로서, 영상 분석과 해석을 하는데 있어서 첫 번째 단계에 해당한다. 그러나 활성 외곽선 모델은 위상이 2개밖에 없으므로 정확하게 원하는 객체들을 추출할 수가 없다. 본 논문에서 원하는 특정한 범위의 명암도를 갖는 객체들을 추출하기 위해서 초기 곡선을 객체들 근처에 구성함으로써 바라는 윤곽을 찾는 방법을 제안한다. 초기 곡선은 히스토그램 평활화, 가우시안 평활화, 임계치를 이용하여 구한다. 제안한 방법은 초기 곡선을 관심영역에 최대 근접시키므로 계산 속도를 줄이고 원하는 영역을 정확하게 추출할 수 있다. CT 영상과 MR 영상에 적용한 결과 제안한 방법이 활성 외곽선 모델보다 더 효과적임을 보였다.

ABSTRACT

Image segmentation is one of the first steps leading to image analysis and interpretation, which is to distinguish objects from background. However, the active contour model can't exactly extract the desired objects because the phase only is 2. In this paper, we propose the method which can find the desired contours by composing the initial curve near the objects which have intensities of special range. The initial curve is calculated by the histogram equalization, the Gaussian equalization, and the threshold. The proposed method reduce the calculation speed and exactly detect the wanted objects because the initial curve set near by interested area. The proposed method also shows more efficient than the active contour model in the results applied the CT and MR images.

키워드

영상 세그먼테이션, 레벨셋, 활성 외곽선 모델, 평활화

Key word

Image segmentation, Level set, Active contour model, Equalization

I. 서 론

영상 세그멘테이션 목적은 영상에서 의미있는 영역을 추출하는데 있다. 추출된 영역의 명암도는 균일하거나 동질성을 가져야하고 영역들 간의 인접한 부분은 상당한 차이를 가져야 한다. 그리고 영상 분석을 하는데 있어서 가장 먼저 처리되는 부분으로 그 결과에 따라 영상 분석의 다음 처리에 상당한 영향을 미친다.

지금까지 영상 세그멘테이션을 하기 위한 많은 방법들이 개발되었다. 이들 방법을 크게 세 그룹으로 분류하면 임계치 또는 클러스터링 방법과 에지 검출 방법 그리고 영역 추출 방법으로 분류된다. 이들 방법들이 모든 영상들을 세그멘테이션 하는데 있어서 정통한 방법은 아니며 영상의 특성에 따라 방법들이 달라지게 된다.

최근 의료 기술이 발전함에 따라 의료 영상을 이용한 진단 및 치료도 활발해 지고 있다. 의료 영상에는 X-ray, CT(Computerized Tomography), 자기공명영상(MRI : Magnetic Resonance Imaging) 등이 있으며 이들 영상을 분석하여 질병을 진단하게 된다. 의료 영상에 사용된 세그멘테이션 방법은 최근 각광을 받고 있는 Kass[1]등에 의해 개발된 활성 외곽선 모델(Active Contour Model)이다.

활성 외곽선 모델[1][2][3][4]은 관심있는 영역을 추출하기 위해서 추출하고자 하는 경계 근처에 초기 곡선을 사용자에게 의해서 만들어 주어야 한다. 그리고 에너지 함수의 내부, 외부, 정지항을 이용하여 에너지 함수를 최소화 함으로써 윤곽을 찾을 수 있다. 여기서, 정지항은 영상의 기울기(Gradient)에 의존해서 곡선 진행을 멈춘다. 그러나 이 모델은 초기 곡선을 추출하고자 하는 경계 근처에 만들어 주어야 하고 위상학적 변화가 불가능하다는 단점이 있다. 이와같은 문제점을 보완하기 위해서 레벨셋 방법(Level Set Methods)[5][6][7][8][9]이 개발되었다.

레벨셋 방법은 초기 곡선의 위치에 의존적이지 않고 위상학적인 변화가 가능하다. 또한 영상의 기울기에 의존하지 않고 곡선의 내부와 외부의 평균 변량에 의해서 빠르게 전개된다. 그러나 이 방법은 영상을 2개의 위상으로 구분하므로 영역이 2개가 생성된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 Chan and Vese[7]는 멀티 레벨

셋을 이용하여 위상수를 증가시켜 분할 영역을 늘렸다. 그러나 멀티 레벨셋도 2위상 레벨셋과 마찬가지로 내부와 외부의 평균 변량을 사용하므로 하나의 곡선으로 특정 명암도를 갖는 영역만을 독립적으로 구분할 수가 없다.

본 논문에서는 레벨셋을 사용하여 특정 명암도를 갖는 영역만을 구분할 수 있도록 하기 위해서 초기 곡선을 구성하는 방법을 사용하였다. 초기 곡선을 구성하기 위해서 다중 임계치와 히스토그램 평활화를 이용하여 관심있는 영역을 분리한다. 그리고 잡음을 없애주기 위해서 가우시안 필터를 사용하여 영상을 평활화 시킨다. 마지막으로 평활화한 영상에 대해서 임계치를 이용하여 곡선의 내부와 외부 영역을 결정한다.

제안한 방법은 초기 곡선을 관심있는 영역에 근접시킴으로써 계산 반복 횟수를 줄일 수 있을 뿐만 아니라 원하는 영역을 정확하게 세그멘테이션 할 수 있다.

II. Active Contour Model

영상 도메인을 $\Omega \subset R^2$ 으로 정의하고 영상 u_0 에서 원하는 윤곽을 Γ 로 정의한다. 그리고 윤곽의 내부를 Ω , 외부를 Ω^c 로 표시한다. Mumford-Shah[10]는 바라는 윤곽을 찾기위해서 식(1)과 같은 에너지 함수를 최소화하는 방법을 제안하였다.

$$E_{MS}(\Gamma, u) = \mu(\text{length of } \Gamma) + \lambda \int_{\Omega} |u - u_0|^2 dx + \nu \int_{\Omega \setminus \Gamma} |\nabla u|^2 dx \quad (1)$$

여기서, u 는 u_0 의 Piecewise smooth 근접이다. 그리고 μ, λ, ν 는 각항들의 가중치를 조절하는 파라미터들이다. 위의 식(1)을 최소화 함으로써 최적해 u 를 구할 수 있다.

Chan and Vese[5]는 Mumford-Shah 함수의 제약을 계단함수(piecewise constant function) u 로 단순화하였다. Chan and Vese는 Γ 의 구조를 적합항(fitting term)과 정규항(regularizing term)으로 만들었다. 적합항은 식(2)로 표현되며 정규항은 Γ 의 윤곽 길이와 내부 영역으로 구성

되어 있다. 그리고 이들의 에너지 함수는 식(3)으로 나타낼 수 있다.

$$E(\Gamma) = \int_{\text{inside } \Gamma} |u_0 - C_1|^2 dx - \int_{\text{outside } \Gamma} |u_0 - C_2|^2 dx \quad (2)$$

여기서, 상수 C_1 과 C_2 는 윤곽 Γ 의 내부와 외부 영역의 명암도의 평균을 의미한다. 바라는 곡선 Γ 이 객체의 윤곽에 있을 때 적합함이 최소화된다.

$$\begin{aligned} E(C_1, C_2, \phi) = & \mu \int \delta(\phi) |\nabla \phi| dx \quad (3) \\ & + \nu \int H(\phi) dx \\ & + \lambda_1 \int |u_0 - C_1|^2 H(\phi) dx \\ & + \lambda_2 \int |u_0 - C_2|^2 (1 - H(\phi)) dx \end{aligned}$$

여기서, ϕ 는 레벨셋 함수이다. 그리고 $\mu, \nu, \lambda_1, \lambda_2$ 는 양의 상수이며 각항들의 가중치를 조절하는 파라미터들이다. 상수 C_1 과 C_2 는 윤곽 Γ 의 내부와 외부 영역의 명암도의 평균으로 식(4)로 정의된다.

$$\begin{aligned} C_1(\phi) &= \frac{\int u_0(x) H(\phi(x)) dx}{\int H(\phi(x)) dx}, \quad (4) \\ C_2(\phi) &= \frac{\int u_0(x) (1 - H(\phi(x))) dx}{\int (1 - H(\phi(x))) dx} \end{aligned}$$

여기서, 헤비사이드 함수(Heaviside function) H 와 디랙 함수(Dirac function) δ 는 식(5)로 정의된다.

$$\begin{aligned} H(z) &= \begin{cases} 1 & \text{if } z \geq 0 \\ 0 & \text{if } z < 0 \end{cases} \quad (5) \\ \delta(z) &= \frac{d}{dz} H(z) \end{aligned}$$

Euler-Lagrange 방정식을 구하기 위해서 식(6)의 변량 레벨셋 접근법을 이용한다.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\epsilon(\phi) \left[\mu \nabla \cdot \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (u_0 - C_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - C_2)^2 \right] \quad (6)$$

여기서, δ_ϵ 는 식(7)로 표현되며, 델타함수(δ)의 양의 근접이다.

$$\delta_\epsilon = \frac{\partial}{\partial z} H_\epsilon(z) = \frac{\partial}{\partial z} \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \tan^{-1} \left(\frac{z}{\epsilon} \right) \right) \quad (7)$$

III. 특정 영역 초기 곡선 구성

활성 외곽선 모델은 영상에서 초기 곡선의 내부와 외부의 명암도에 대한 평균 변량을 사용하여 바라는 윤곽을 찾을 수 있다. 그러나 곡선의 내부와 외부의 명암도를 이용하므로 두 위상에 대한 윤곽만이 구해져서 특정 영역의 명암도에 대한 윤곽만은 별도로 찾을 수가 없다. 본 논문에서는 특정 영역에 대한 초기 곡선을 구성하여 이러한 문제점을 해결하였다. 특정 영역에 대한 초기 곡선을 구성하는 방법은 다음과 같다.

먼저, 특정 영역에 해당하는 명암도를 찾기 위해서 다중 임계치를 이용한다. 다중 임계치는 식(8)로 정의된다.

$$g = \begin{cases} T_{upper} & \text{if } u_0 > T_{upper} \\ u_0 & \text{if } T_{low} \leq u_0 \leq T_{upper} \\ T_{low} & \text{if } u_0 < T_{low} \end{cases} \quad (8)$$

여기서, g 는 임계치가 적용된 영상이고 T_{low} 와 T_{upper} 는 하위와 상위 임계치를 나타낸다.

다음으로, 잡음 분포를 구분을 쉽게 하기 위해서 히스토그램 평활화를 이용하여 특정 영역 명암도 분포(g)를 균일하게 한다. 그리고 잡음을 제거하기 위해서 가우시안 평활화를 적용한다. 가우시안 분포는 식(9)와 같다.

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (9)$$

여기서, $f(x, y)$ 는 가우시안 분포 결과이고 σ 는 표준편차이다. 그리고 x, y 는 분포의 범위를 나타낸다. 가우시안 평활화 영상은 가우시안 분포결과와 히스토그램 평활화한 영상을 컨볼루션(convolution)하면 구할 수 있다.

마지막으로, 초기 곡선(ϕ)은 가우시안 평활화를 적용한 영상에 대해서 임계치(T)로 곡선의 내부와 외부로 결정한다. 곡선의 내부는 $\phi_{inside} = -1$ 이고 외부는 $\phi_{outside} = 1$ 이다.

IV. 실험결과

활성 외곽선 모델과 제안한 모델과의 성능을 비교하기 위해서 CT 영상과 MR 영상에 알고리즘을 적용하였다. 실험을 위해서 인텔 코어 CPU 2.4GHz, 2GB RAM, 윈도우 XP 운영체제를 사용하였으며 알고리즘은 매트랩(Matlab) 7.04로 수행하였다. 그리고 활성 외곽선 모델과 제안한 모델에 사용된 동일 파라미터는 $\Delta t = 0.5$, $\mu = 1.0$, $\nu = 1.0$ 으로 하였다.

그림 1은 가슴부위에 대한 CT 영상으로 크기는 532×395 이고 그림 2는 이 영상에 대한 히스토그램을 보여주고 있다. 먼저, 활성 외곽선 모델의 특징을 보여주기 위해 명암도가 차이가 나는 영역을 초기 곡선(ϕ)으로 하여 실험하였다.

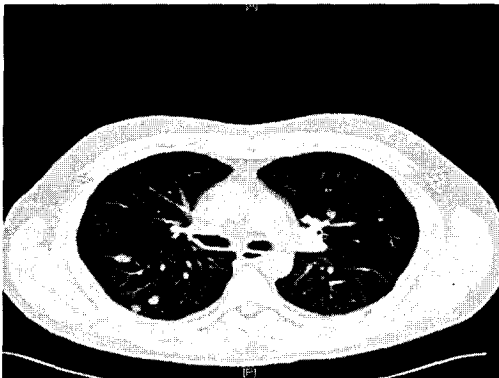


그림 1. 가슴 CT 영상
Fig. 1 CT image of human chest.

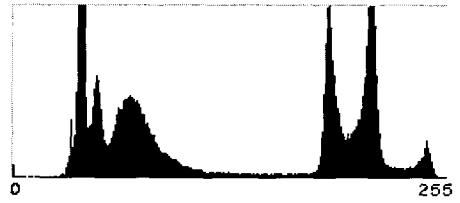
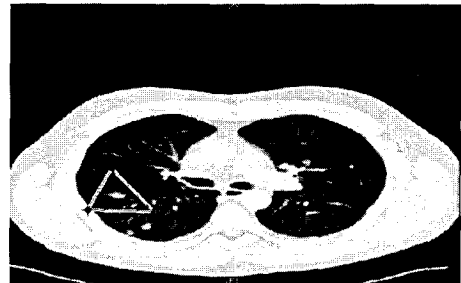
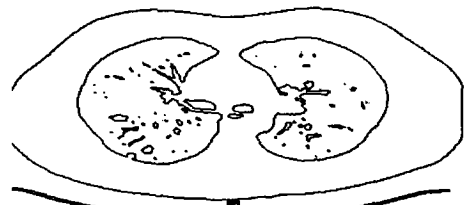


그림 2. 가슴 CT 영상의 히스토그램
Fig. 2 Histogram of CT image.

그림 3의 (a)와 그림 4의 (a)가 서로 다른 영역의 초기 곡선이고 그림 3의 (b)와 그림 4의 (b)가 각각의 초기 곡선에 대한 세그멘테이션 결과이다. 결과 영상이 유사함을 알 수 있다. 활성 외곽선 모델과 비교하기 위해서 제안한 방법에 대해서도 두 가지 조건의 초기 곡선을 만들어 주었다. 그림 5는 뼈 부위를 초기 곡선으로 만들었으며 그림 6은 가슴과 폐 부위를 초기 곡선으로 만들었다. 실험 결과 50번의 반복만으로도 각각의 해당하는 부위에 대해서 윤곽을 잘 추출하였다.

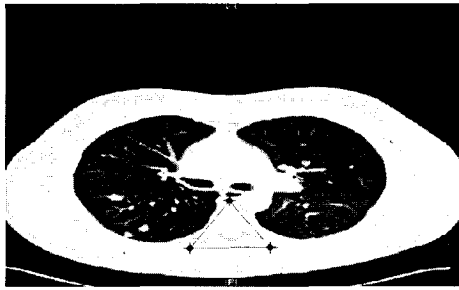


(a)

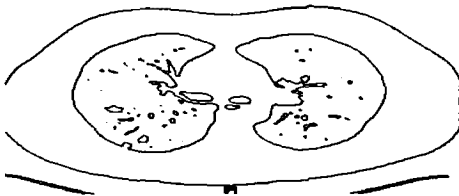


(b)

그림 3. 활성 외곽선 모델을 이용한 세그멘테이션.
 $\lambda_1 = 0.5$, $\lambda_2 = 0.5$, 반복횟수=300
(a) 초기 곡선(ϕ) (b) 세그멘테이션 영상
Fig. 3 Segmentation using the active contour model.
(a) Initial curve(ϕ) (b) Segmentation image



(a)



(b)

그림 4. 활성 외곽선 모델을 이용한 세그먼테이션.
 $\lambda_1 = 0.5, \lambda_2 = 0.5$, 반복횟수=300

(a) 초기 곡선(ϕ) (b) 세그먼테이션 영상

Fig. 4 Segmentation using the active contour model.

(a) Initial curve(ϕ) (b) Segmentation image



(c)



(d)

그림 5. 제안한 모델을 이용한 세그먼테이션.

$T_{low} = 232, T_{upper} = 255, T = 40, \lambda_1 = 0.1,$

$\lambda_2 = 5.0$, 반복횟수=50

(a) 히스토그램 평활화 영상 (b) 가우시안 평활화 영상

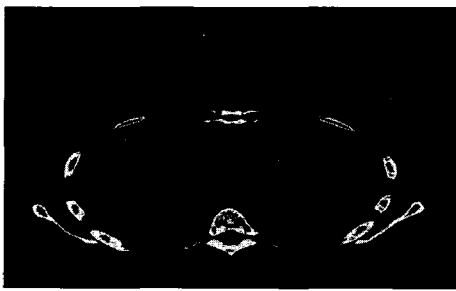
(c) 초기 곡선(ϕ) (d) 세그먼테이션 영상

Fig. 5 Segmentation using the proposed model.

(a) Histogram smoothing image

(b) Gaussian smoothing image (c) Initial curve(ϕ)

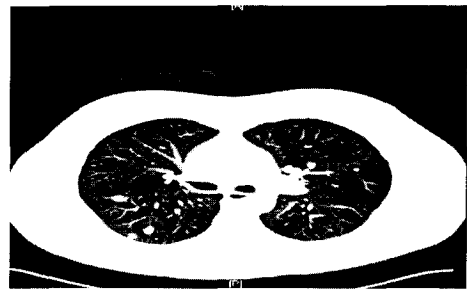
(d) Segmentation Image



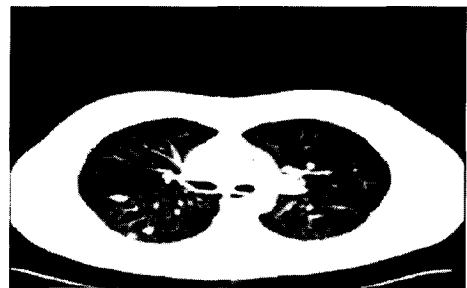
(a)



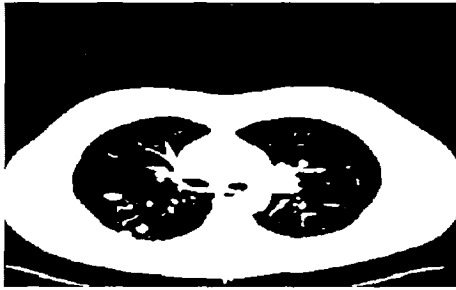
(b)



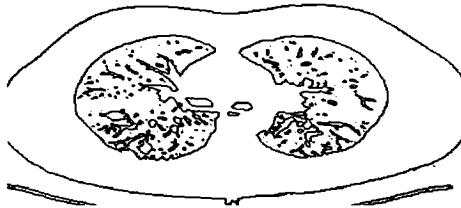
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 6. 제안한 모델을 이용한 세그먼테이션.
 $T_{low} = 33$, $T_{upper} = 125$, $T = 128$, $\lambda_1 = 0.1$,
 $\lambda_2 = 5.0$, 반복횟수=50

- (a) 히스토그램 평활화 영상
- (b) 가우시안 평활화 영상 (c) 초기 곡선(ϕ)
- (d) 세그먼테이션 영상

Fig. 6 Segmentation using the proposed model.
 (a) Histogram smoothing image
 (b) Gaussian smoothing image (c) Initial curve(ϕ)
 (d) Segmentation image

그림 7은 가슴 부위에 대한 MR 영상으로 크기는 385×232 이다. 그리고 그림 8은 이 영상에 대한 히스토그램을 나타내고 있다. MR 영상에 대해서도 활성 외곽선 모델과 제안한 모델을 비교하였다. 먼저, 활성 외곽선 모델의 초기 곡선을 그림 9, 10의 (a)와 같이 설정하였다. 두 초기 곡선은 명암도가 확연히 차이가 난다. 실험 결과 그림 9, 10의 (b)와 같은 결과를 얻었다. 두 영상은 각각 서로 다른 부위를 세그먼테이션 하였다. 그러나 두 영상 모두 원하지 않은 영역까지 세그먼테이션 하였다. 제안한 모델도 초기 곡선을 그림 11, 12의 (c)처럼 다른 부위로 하였다. 50번의 반복 실험 결과 그림 11, 12의 (d)와 같은 영상을 획득하였다. 두 영상 모두 초기 설정한 장기에 대해서만 세그먼테이션 되었다.

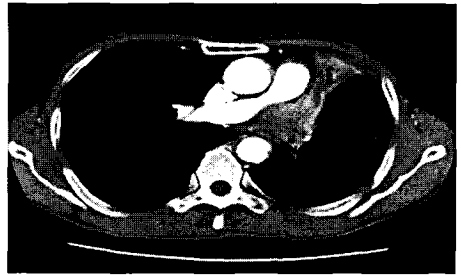


그림 7. 가슴 MR 영상
 Fig. 7 MR image of human chest.

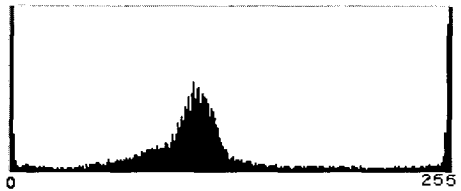
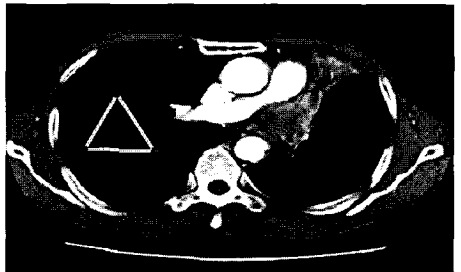
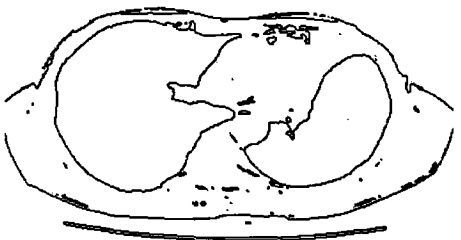


그림 8. 가슴 MR 영상의 히스토그램
 Fig. 8 Histogram of MR image.

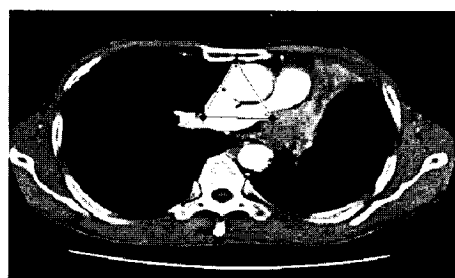


(a)

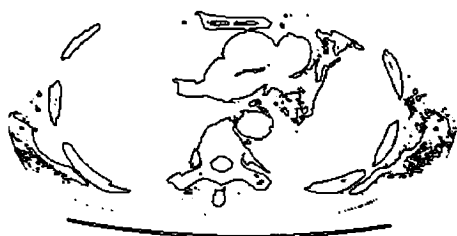


(b)

그림 9. 활성 외곽선 모델을 이용한 세그먼테이션.
 $\lambda_1 = 0.5$, $\lambda_2 = 0.5$, 반복횟수=300
 (a) 초기 곡선(ϕ) (b) 세그먼테이션 영상
 Fig. 9 Segmentation using the active contour model.
 (a) Initial curve(ϕ) (b) Segmentation image



(a)



(b)

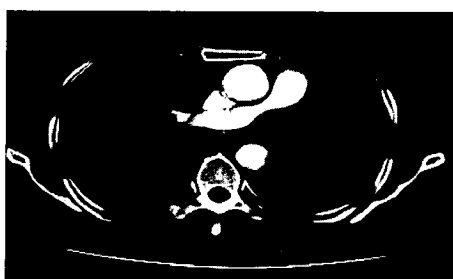
그림 10. 활성 외곽선 모델을 이용한 세그먼테이션.

$\lambda_1 = 0.5, \lambda_2 = 0.5$, 반복횟수=300

(a) 초기 곡선(ϕ) (b) 세그먼테이션 영상

Fig. 10 Segmentation using the active contour model.

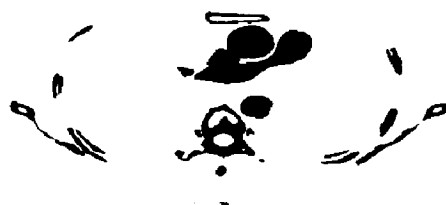
(a) Initial curve(ϕ) (b) Segmentation image



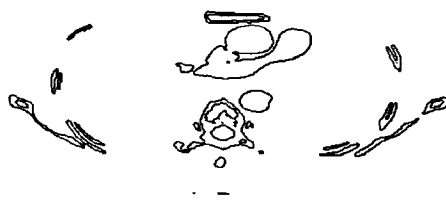
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 11. 제안한 모델을 이용한 세그먼테이션.

$T_{low} = 157, T_{upper} = 255, T = 90, \lambda_1 = 0.1,$

$\lambda_2 = 5.0$, 반복횟수=50

(a) 히스토그램 평활화 영상 (b) 가우시안 평활화 영상

(c) 초기 곡선(ϕ) (d) 세그먼테이션 영상

Fig. 11 Segmentation using the proposed model.

(a) Histogram smoothing image

(b) Gaussian smoothing image (c) Initial curve(ϕ)

(d) Segmentation image



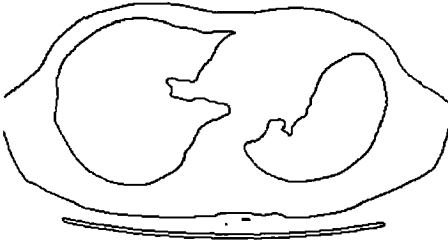
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 12. 제안한 모델을 이용한 세그먼테이션.
 $T_{low} = 0, T_{upper} = 42, T = 120, \lambda_1 = 0.1, \lambda_2 = 5.0,$
 반복횟수=50

- (a) 히스토그램 평활화 영상 (b) 가우시안 평활화 영상
 - (c) 초기 곡선(ϕ) (d) 세그먼테이션 영상
- Fig. 12 Segmentation using the proposed model.
 (a) Histogram smoothing image
 (b) Gaussian smoothing image (c) Initial curve
 (d) Segmentation image

V. 결론

본 논문에서는 레벨셋의 문제점을 보완하기 위해서 초기 곡선을 원하는 영역에 미리 설정하여 곡선이 빠르게 원하는 영역에 근접할 수 있도록 하였다.

실험 결과 활성 외곽선 모델은 초기 곡선의 위치에 따라 다른 결과를 얻을 수는 있지만 사용자가 원하는 영역을 세그먼테이션 할 수가 없었다. 이에 반해 제안한 모델은 초기 곡선을 원하는 영역에 미리 근접시켜서 만들어 주기 때문에 원하는 윤곽에 빠르게 찾아갈 수 있었다. 가슴 부위에 대한 CT 영상과 MR 영상에 적용한 결과 활성 외곽선 모델은 원하는 영역뿐만 아니라 다른 영역도 추

출하였지만 제안한 모델은 원하는 영역에 대해서 잘 추출하였다.

참고문헌

- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos., " Snakes: active contour models," Intl J. Comp. Vis., 1:321-331, 1987.
- [2] C. Xu and J. Prince., "Snakes, shapes, and gradient vector flow," IEEE Trans. Imag. Proc., 7:359-369, 1998.
- [3] C. Li, C. Xu, C. Gui, and M. D. Fox, "Level set evolution without reinitialization: A new variational formulation," In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), volume 1, pages 430-436, 2005.
- [4] C. Li, J. Liu, and M. D. Fox., "Segmentation of external force field for automatic initialization and splitting of snakes," Pattern Recognition, 38(11):1947-1960, 2005.
- [5] Cremers, D., "A multiphase level set framework for variational motion segmentation," In Scale Space Methods in Computer Vision, L. D. Griffin and M. Lillholm (Ed.) vol. 2695 of Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin, pp. 599-614. 2003.
- [6] T. Chan and L. Vese., "Active contours without edges," IEEE Trans. Imag. Proc., 10(2):266-277, 2001.
- [7] L. Vese and T. Chan., "A multiphase level set framework for image segmentation using the mumford and shah model," Intl J. Comp. Vis., 50:271-293, 2002.
- [8] A. Tsai, A. Yezzi, A. Willsky., "Curve Evolution Implementation of the Mumford-Shah Functional for Image Segmentation, Denoising, Interpolation, and Magnification," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, no. 8, pp. 1169-1186, August 2001.
- [9] C Li, CY Kao, JC Gore, Z Ding., "Implicit Active Contours Driven by Local Binary Fitting Energy," presented at the IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.

[10] D. Mumford and J. Shah., "Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems," Commun. Pure Appl. Math., 42:577-685, 1989.

저자소개



주기세(KISEE JOO)

1988년 2월: 한양대학교
산업공학과 (공학사)
1992년 2월: Texas A&M Univ.
산업공학과(공학석사)

1996년 2월: 고려대학교 산업공학과(공학박사)
1997년 3월 ~ 현재: 목포해양대학교 해상운송시스템
학부 정보시스템 전공 교수
※ 관심분야 : 영상처리, 물류자동화, 통신 시스템



조덕상(DEOGSANG CHO)

1991년 2월: 연세대학교
전자공학과(공학사)
1991년2월 ~ 1998년6월: 현대전자
산업전자연구소
연구원

1999년 6월 ~ 2001년 6월: JBE KOREA 연구원
2001년 7월: (주)아구스 설립
2007년 7월: (주)아구스 KOSDAQ상장
2009년 7월: (주)아구스 대표이사 퇴임
※ 관심분야 : 영상처리, 물류자동화, 통신 시스템