
개선된 가변형 능동모델을 이용한 흉부 컴퓨터단층영상에서 폐 실질의 분할

김창수* · 최석윤**

Image Segmentation of Lung Parenchyma using Improved Deformable Model
on Chest Computed Tomography

Changsoo Kim* · Seokyoon Choi**

요 약

흉부 컴퓨터단층영상에서의 얻어진 폐 영상은 불룸과 형태 등의 정량적인 정보들로서 진단과 수술 계획 등에 있어서 필연적 정보를 제공한다. 일반적인 영상분할은 이미지를 구성요소영역이나 목적물에 따라 나누는 방법이다. 그러나 재분할을 하는 단계에서 최종영상은 에너지 최소화를 해결하는 정도에 의존하며, 분할은 응용대상의 관심 영역에서 객체나 물체의 경계에서 정지하게 된다. 가변형 능동모델은 컴퓨터 비전, 영상처리 분야에서 광범위하게 사용되고 있다. 또한 영역분할은 현재까지 많은 연구가 되고 있으며, Xu에 의해 GVF라는 새로운 형태의 외부힘이 제안되고 있다. 본 논문에서 제안하는 알고리듬은 흉부 컴퓨터단층영상에서 실질을 자동 분할하기 위해서 에너지 최소화 방법을 사용하고, 영역분할을 위해 개선된 가변형 능동모델을 제안한다. 알고리듬은 정확한 영역분할을 위해서 기존 방법과 다른 개선된 외부힘을 정의하는 것이다. 임상의 실험은 흉부 컴퓨터단층영상에서 진단에 필요로 하는 폐 실질의 분할이 성공적인 결과를 나타내었다.

ABSTRACT

We present an automated, energy minimized-based method for Lung parenchyma segmenting Chest Computed Tomography(CT) datasets. Deformable model is used for energy minimized segmentation. Quantitative knowledge including expected volume, shape of Chest CT provides more feature constrain to diagnosis or surgery operation planning. Segmentation subdivides an lung image into its consistent regions or objects. Depends on energy-minimizing, the level detail image of subdivision is carried. Segmentation should stop when the objects or region of interest in an application have been detected. The deformable model that has attracted the most attention to date is popularly known as snakes. Snakes or deformable contour models represent a special case of the general multidimensional deformable model theory. This is used extensively in computer vision and image processing applications, particularly to locate object boundaries, in the mean time a new type of external force for deformable models, called *gradient vector flow(GVF)* was introduced by Xu. Our proposed algorithm of deformable model is new external energy of GVF for exact segmentation. In this paper, Clinical material for experiments shows better results of proposal algorithm in Lung parenchyma segmentation on Chest CT.

키워드

Image Segmentation, Lung Parenchyma, Chest Computed Tomography, Deformable model, GVF

* 부산가톨릭대학교 보건과학대학 방사선학과
** 고려대학교 대학원 의공학협동(교신저자)

접수일자 : 2008. 11. 25
심사완료일자 : 2009. 01. 06

I. 서 론

영상분할은 영상에서 균일한 속성을 가진 영역이나 객체별로 나누는 방법을 나타낸다. 따라서 영상분할의 용용분야는 얼굴인식, 객체검출 등의 3차원 의료영상 및 보안시스템에 적용되고 있다. 또한 영상분할은 객체 단위로 압축하는 MPEG-4와 객체의 특성을 기술하고 유사한 영상을 검색하는 기능을 가진 MPEG-7에도 기반이 된다[1]. 활용도에 있어서는 컴퓨터를 이용한 영상 분할은 컴퓨터 비전(Computer vision)에서 객체 인식(Object recognition)을 위한 전처리 과정으로서의 영역과 임상 환경에서 의료영상처리 영역으로서 3차원 가상 영상의 필요성이 대두되는 시점에서 그 중요성이 증대되고 있다[2]. 3차원 영상은 다양하게 적용되고 있으며, 원하는 물체(Object)의 영역을 정확하게 추출하기 위해서는 보다 정확한 영상분할기법이 요구되어진다. 컴퓨터단층영상(이하 CT: Computed Tomography)은 폐기종(Emphysema)의 실질(Parenchyma)의 파괴나 기관지(Bronchus) 등을 관찰할 수 있고, 폐종양(Lung cancer), 결핵(Tuberculosis), 폐렴(Pneumonia) 등의 질환(disease)도 쉽게 진단이 가능하다. 따라서 폐의 정량적 평가를 위해서 폐 구조물의 분할이 필수적으로 진행되어야 한다[3][4].

전통적 방법으로는 적용범위에 따라 점점기반분할기법(Point-based segmentation), Canny, LoG 등의 경계기반 분할 방법이 사용되어져 왔다. 최근 임계값기반 폐 분할 알고리듬이 Armatof[5]에 의해서 제안되었고, 여기에서는 밝기 값으로써 폐를 분할하였으며, 롤링볼(Rolling ball) 알고리듬으로 후처리를 하였다. 그러나 여전히 폐의 경계부분이 거친 결과를 보이고, Bartz[6], Kiraly[7] 등은 영역성장법(Region growing)의 영역기반 분할을 제안하였으나, 결과가 정확하지 않고 긴 연산시간을 나타낸다. 기존에 제안된 방법보다 정확성이 떨어지거나 연산시간이 많이 소요되는 방법이다.

따라서 본 본문에서는 기존의 방법에 비해서 정확하게 폐곡선을 계산하는 개선된 가변형 능동모델을 제안한다. 제안 알고리듬은 경계이음(Edge linking)을 따로 처리해야 할 필요가 없으며, 노이즈에 강하고 최종 가변된 커브가 그 물체의 경계가 된다. 그러나 가변형 능동모델은 계산을 위해 초기값을 필요로 한다. 또한 수렴해 나가는 과정에서 근처에 장한 에지가 존재하면

GVF(Gradient Vector Flow)는 정확한 결과 영상을 만들지 못한다. 그러므로 제자리에서 진행을 못하던지 다른 장기 쪽으로 끌려가게 된다. 결과적으로 임상의 업무 파다로 피로도를 높이며, 반복된 실험에서 매번 최종적인 윤곽에 가깝게 초기 값을 설정하는 일이 불편하다. 임상에서의 실제 용용은 GVF의 파라미터 조절로 잘못된 결과를 원하는 영상으로 변경해 나갈 수는 있지만, 파라미터 조합을 찾기에 시간이 많이 걸리고, 조합의 결과로 에너지가 수렴을 해도 최적의 영상에 대한 윤곽을 찾지는 못한다[8]. 가변형 모델은 실험 대상에 따라 다른 결과를 나타내고 초기값 설정에 따라 최종 영상이 나오지 않을 수도 있다. 논문에서 제안하는 알고리듬을 통해서 기존 가변형 모델의 단점을 극복하고 정확한 경계를 찾는 새로운 에너지 함수를 제안하고자 한다. 본 논문의 구성은 기존의 일반적인 영상분할에 대하여 설명하며, 임상 적용의 개선된 제안 알고리듬 및 실험결과를 기술하고, 마지막으로 결론을 제시한다.

II. 영상 분할

영상분할(Image segmentation)은 전통적 방법으로 문턱치기법(Thresholding)을 이용한 점점기반분할기법, Canny, LoG 등이 사용되어져 왔다. 최근 새로운 개념의 스네이크(Snake) 모델이 등장했으며, 각 내용은 다음과 같다.

2.1 경계검출 분할

1) Canny edge detection

이상적인 step edge는 white noise의 결과로 다음과 같은 특성을 가진다. 중요한 에지는 정보 순실 및 허위의 에지가 출현해서는 영상의 의미가 없다. 실제와 지역상에 위치한 에지는 그 거리가 최소화 되어야 한다. 하나의 에지에 대해서도 집단적 반응을 하지 말아야 하며, 만약 하나의 에지에 대해서 두 개가 반응 한다면 하나는 잘못된 것이다. 다음은 Canny의 아이디어로 다중 반응으로 결정 요인이 주어진다면 최적화에 의해서 좋은 결론을 가질 수 있다. 시그마(σ)를 사용한 가우시안 필터에 의해서 에러(error)가 대략 20%보다 적게 나타난다. 이것

은 Marr-Hildreth의 에지 검출(Edge detection)과 유사하며, LoG는 에지 방향으로 경사방향의 차이를 보여주고 있다[9].

Marr-Hildreth의 영교차(Zero crossing)는 라플라시안 필터로서 에지 방향에 대한 정보를 주지 못한다. 방향 n 안에 있는 첫 번째 변환 G 가 2D 가우시안이라고 가정하고, 연산자 G_n 으로 이미지에 회선처리(Convolution)하면 식 (1)과 같아지고, 방향 n 은 에지에 수직이 될 것이다. 이 방향은 미리 알 수 없으나 스무딩(smoothing)처리로 경사 방향의 이상적 평가는 가능하다. 만약 g 가 이미지라면, 에지에 대한 정상은 다음과 같이 평가된다. 연산자 G_n 의 방향 n 에 있는 에지의 위치는 이미지 g 와 함께 회선 처리한다. 에지의 크기(이미지 강도의 경사의 크기)는 식 (3)으로 계산된다.

$$G_n \frac{\partial G}{\partial n} = n * \nabla G \quad (1)$$

$$n = \frac{\nabla(G * g)}{|\nabla(G * g)|} \quad (2)$$

$$|G_n * g| = |\nabla(G_n * g)| \quad (3)$$



그림 1. 카메라맨 영상
Fig. 1 Image of Camera man

2) Laplacian of Gaussian(LoG)

2차 미분(Differentiation)을 적용한 것으로 1차 미분을 다시 한 번 미분하는 방법으로, 윤곽의 강도만을 검출하는데 사용된다. 1차 미분 연산자는 에지가 존재하는 영역을 지날 때 반응하는 부분이 많이 나타난다 [8][9]. 이것은 특히 완만한 경사를 이루는 에지일 경우에 더욱 반응이 두드러진다. 이상적인 에지 검출기는 에지 중심에 위치한 임의의 점만을 검출 할 수 있다. 2차 미분의 좋은 예로 식 (4)의 라플라시안 연산자를 들

수 있다.

$$LoG(x, y) = -\frac{1}{4\pi\sigma^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

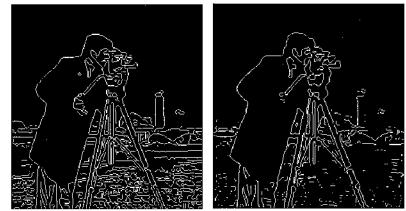


그림 2. Canny edge와 LoG 영상
Fig. 2 Images of Canny edge & LoG

2.2 가변형 능동모델(Deformable model)

1) GVF

초기 스네이크는 목적장기의 경계정보에 매우 근접하게 초기값을 설정해야만 에지정보를 잘 도출해낼 수 있다. 식 (5)에서 α 와 β 는 가중치이며 초기값에 대한 2차 미분과 4차 미분을 수행하는 연산식을 보여주고, 이를 통한 GVF[2]는 초기 스네이크와는 달리 경계 정보가 없는 영역에서도 경계 쪽으로 확산되어가는 벡터 형성이 가능하다. GVF에서는 외부힘으로 식 (6)의 방법을 사용하고 여기서 f 는 경계지도(Edge map)를 나타낸다.

$$E = \int_0^1 \frac{1}{2} [\alpha |X'(s)|^2 + \beta |X''(s)|^2] + E_{ext}(X(s)) ds \quad (5)$$

$$e = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx dy \quad (6)$$

식에 의해서 외부 힘을 정의하게 되면 경계정보가 없는 지역에서는 외부 힘을 원만하게 변형 시키며 경계정보를 확산(Diffusion)시키고, 경계 정보가 많은 지역에서는 가변윤곽선을 유도하게 된다.

영상의 에지맵 정보를 GVF 함수에 사용해서 벡터 필드를 생성하게 된다. 에지맵 정보는 GVF에서 기울기(이하 그레디언트, Gradient)를 생성하기 위한 초기값으로 사용되고, 최종 기울기를 찾기 위해 반복계산에 의해서 수렴할 때 까지 계산한다.

u, v 는 에지정보로부터 얻은 초기값이고, $SqrMagf$ 는 식 (8)과 같이 그레디언트 필드의 Squared magnitude로서, 식 (9)의 반복계산에 의해서 최종 기울기가 생성되는 것이다. 그림 3은 그레디언트 벡터 필드(Vector field)를 만들기 위한 각 방향의 최종 기울기를 나타내고 있다.

$$u = fx \quad v = fy \quad (7)$$

$$SqrMagf = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} u &= u - SqrMagf \times (u - fx) \\ v &= v - SqrMagf \times (v - fy) \end{aligned} \quad (9)$$

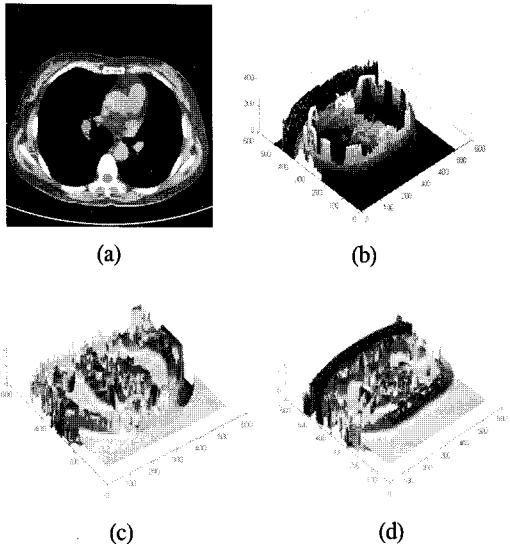


그림 3. 홍부 컴퓨터단층영상

- (a) 홍부 영상
- (b) 3D 영상의 그레이 강도
- (c) x축의 최종 그레디언트
- (d) y축의 최종 그레디언트

Fig. 3 Chest Computed Tomography

- (a) Image of Chest CT
- (b) Gray intensity of 3D
- (c) x의 final Gradient(u)
- (d) y의 final Gradient(v)

초기값을 올바르게 설정하지 않으면 에러가 발생한다. 그림 4는 홍부 컴퓨터단층영상의 실험으로 폐 벽(Lung wall)의 정확한 윤곽을 얻기 위해 초기 값 설정을 실험한 것이다. 검은색은 폐를 나타내고 주변 백색계통은 뼈(Bone)의 성분, 회색 성분은 근육(Muscle) 및 조직(Tissue)을 나타낸다.

실험 결과 (a)는 GVF에서 사용하는 수동(Manual) 초기값(yellow line)과 수렴하는 과정(red line)을 나타낸다. 폐의 형태에 가깝게 타원으로 자동 초기 값을 설정했다. 그

러나 주변 조직에 놓으면 수렴이 원활하게 진행되지 않는다. (b)는 타원(Ellipse)을 작게 했으나, 심장(Heart)으로 수렴해 갔다. 최종 결과 영상으로 목적장기(Target organ)를 정확하게 분할하는데 실패했다. (c)는 타원형의 자동 초기값 설정으로 영상결과를 나타낸다. 수렴과정이 완전한 에러를 나타내고 있다. (a), (b)와 같이 일정 형태의 초기 값을 자동으로 설정 할 수는 있으나, 주변에 장기나 있으면 영상 분할의 실패 확률이 높다. (c)에서 초기 값이 뼈 위에 존재하면 GVF는 뼈에 의해 형성된 벡터필드의 원인으로 더 이상 분할의 진행이 안 되는 것을 보여주며, 목적장기에 최대한 비슷한 형태의 초기 값을 자동으로 계산할 필요가 있다는 것을 보여주고 있다. 그러므로 목적 장기근처에 정확하게 초기 값을 설정할 수 있는 자동 초기화 방법을 필요로 한다[8]. 그러므로 본 논문에서는 외부에너지의 개선만으로도 정확한 결과를 얻을 수 있는 개선된 모델을 제시한다. 목적장기 근처에 초기 값을 정확하게 설정하지 못하더라도 정확한 영상 분할의 결과를 도출이 가능하다.

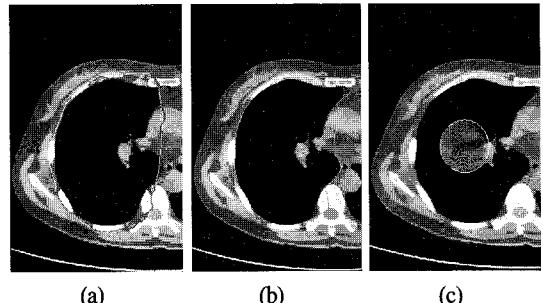


그림 4. 홍부 영상에서 GVF 모델을 이용한 에지 검출

- (a) 초기값의 수렴
- (b) 수렴의 최종 결과
- (c) 초기값의 수렴의 에러

Fig. 4 Edge detection using GVF model on Chest CT

- (a) convergence of fault initial value
- (b) final result of fault initial value
- (c) error of convergence in fault initial value

III. 제안 알고리듬

3.1 Edge map

주어진 영상의 밝기가 $I(x, y)$ 로 주어질 때 외부에너지 $E_{ex}(x, y)$ 는 회색 레벨 이미지로 표현되고, 다음 식에 의하여 표현한다. 이진영상의 경우 식 (10)을 사용하고, 그

레이 영상의 경우는 식 (11)의 에너지식을 사용한다. 이 외부힘은 능동형 윤곽으로 외형을 따라서 진행할 수 있게 도와준다[10][11].

$$E_{ext}(x, y) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (10)$$

$$E_{ext} = -|G_\sigma(x, y) * I(x, y)|^2 \quad (11)$$

3.2 New external force based on Thresholding

GVF는 내부에너지와 외부에너지를 식 (5)로 나타내며, 외부에너지를 계산할 때 관심영역 이외의 부분의 벡터 필드를 없애고자 한다. 따라서 식 (12)의 문턱치기법을 써서 비관심 영역을 제거하고 관심영역에만 벡터 필드를 형성하면 스네이크가 잘 수렴한다. 어두운 배경에 밝은 물체로 구성된 영상 $f(x, y)$ 의 명암도 히스토그램이 있을 때 물체와 배경의 화소들은 두 개의 부분으로 나누어진 명암도를 가진다. 배경으로부터 물체를 찾기 위한 확실한 방법은 이 부분들을 분리하는 문턱치(T)를 구하는 것이다. 어떤 점 (x, y) 가 만약 $T_1 < f(x, y) \leq T_2$ 이면 하나의 물체 종류에 속하고, 만약 $f(x, y) > T_2$ 이면 다른 종류에, 그리고 만약 $f(x, y) \leq T_1$ 이면 배경종류에 속하는 것으로 분류된다. 이미지 $f(x, y)$ 가 주어질 때 식 (12)에 의하여 관심영역을 설정하고, 식 (13)을 실행하면 벡터필드는 스네이크가 수렴하기 좋게 형성된다. 외부에너지는 식 (13)로 전개되며, 가우시안 함수는 표준편차를 갖는 2 차원 가우시안 함수로서 구배 연산자(Gradient operate)이다.

$$I(x, y) = \begin{cases} a & \text{if } f(x, y) > T_2 \\ b & \text{if } T_1 < f(x, y) \leq T_2 \\ c & \text{if } f(x, y) \leq T_1 \end{cases} \quad (12)$$

$$E_{ext} = -|G_\sigma(x, y) * I(x, y)|^2 \quad (13)$$

이 식에서 시그마가 증가 할수록 스네이크를 끌어당기는 포획 능력이 늘어나며, 주변에 강력한 에지가 존재하면 벡터필드가 형성되어 윤곽선이 원하는 에지 방향으로 끌려가지 못하고 제자리에서 반복계산을 할 뿐이다. 그러나 원하는 장기의 주변에 벡터를 제거함으로서 스네이크 에너지가 원하는 목표 장기 방향으로 수렴을

하는 것을 가능하게 해준다. 실험에서는 적절한 시그마 값을 얻기 위해서 실험적으로 값을 산출하였으며, 0.04가 적정한 값으로 선정되었다.

IV. 실험 결과

영상분할은 기존의 전통적 방법으로 문턱치기법, Canny, LoG 등의 여러 방법이 사용되어져 왔다. 결론은 실험결과 전체의 에지는 찾을 수 있었으나 목적부위의 윤곽만을 찾는 데는 한계가 있음을 보여준다.

그림 5,6은 기존의 가변형 능동모델의 적용과 제안한 개선된 알고리듬을 영상처리 실험에서 보편적 영상의 카메라맨에 적용할 때의 차이를 보여주고 있다.

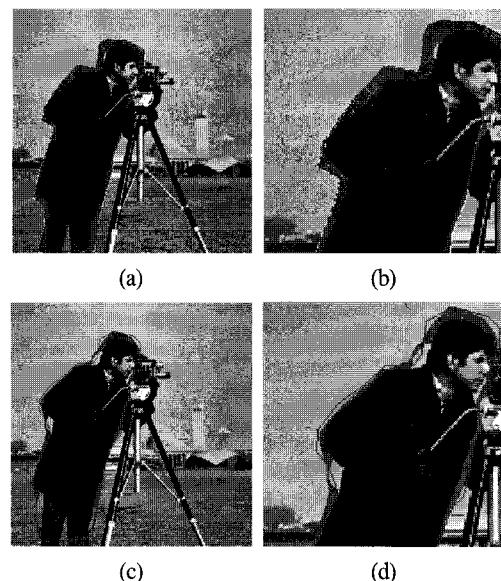


그림 5. 일반 영상에서의 수렴 과정
(a)(b) 제안 방법 (c)(d) GVF 방법

Fig. 5 Convergence of deformation on image
(a)(b) proposed method (c)(d) GVF method

그림 7의 (b)에서 벡터 필드를 보면 GVF는 벡터방향과 크기가 매우 다양하게 혼재해있어 목적 에지에서 초기값을 멀리 또는 목적물 근처의 강한 에지에 설정하면 스네이크는 그림 5의 (c), (d)와 같이 잘 수렴하지 못하고 제자리에서 반복계산을 할 뿐이었다. 그러나 제안한 개선된 알고리듬은 벡터 방향과 크기가 그림 7의 (a)와 같

이 일정하게 되어, 초기값이 다른 강한 애지 근처에 놓이더라도 벡터 필드가 목적장기에 수렴하도록 재설정되기 때문에 그림 4의 (a), (b)처럼 적절한 영상으로 수렴하게 된다. 영상의 결과에서는 제안한 알고리듬을 통해 카메라맨 영상의 벡터필드가 에너지가 수렴하기 좋게 형성되어 있음을 보여주고 있다.

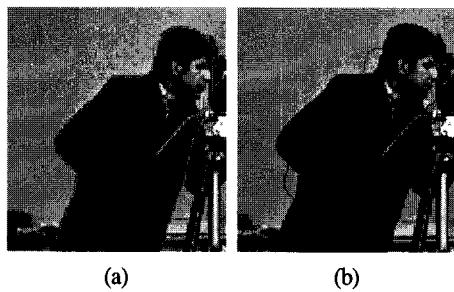


그림 6. 수렴의 최종 결과
(a) 제안 방법 (b) GVF 방법
Fig. 6 Final result of deformation
(a) proposed method (b) GVF method

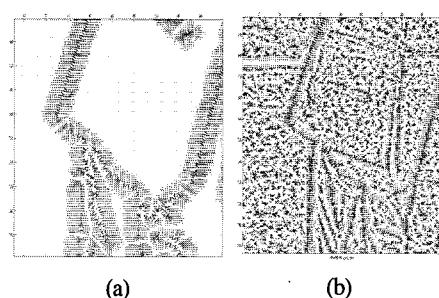


그림 7. 벡터 필드
(a) 제안 방법 (b) GVF 방법
Fig. 7 The Vector Field
(a) proposed method (b) GVF method

그림 8은 전산화단층촬영을 통한 폐 영상의 척추근처 영역의 확대된 영상이다. 흰색계통의 밝은 색으로 갈수로 밀도가 높은 물질을 나타내고 검은색으로 갈수로 밀도가 낮은 물질을 나타낸다. 밝은 색은 척추(Vertebra)와 뉴클(Rib), 검은색은 폐 실질이다. 중심 부위의 회색선은 심장을 묘사한다.

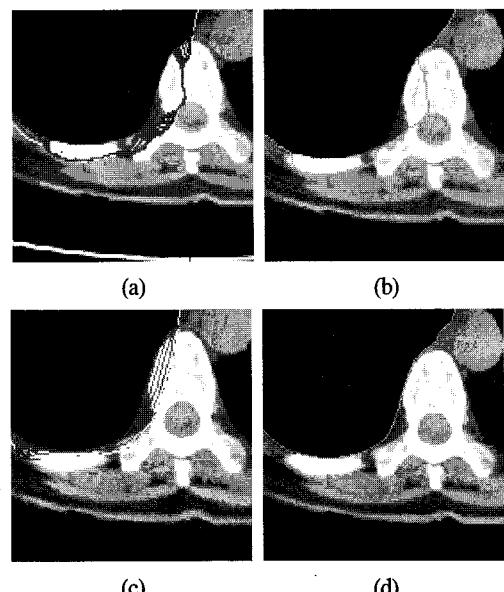


그림 8. 폐부 컴퓨터단층영상에서의 영상 수렴
(a)(b) 제안 방법 (c)(d) GVF 방법
Fig. 8 Convergence of deformation on Chest CT
(a)(b) GVF method (c)(d) proposed method

그림 8 (a), (b)는 Xu가 제안한 모델이고[11], 근처에 빠로부터 생성되는 강한애지가 존재한다. 초기값을 폐 실질에 두지 않고 폐 밖으로 설정했을 경우 강한애지로 인해서 에너지가 수렴을 못하는 과정을 보여주고 있다. 그림 8 (b)의 녹색 선은(green line) 최종결과를 나타내고 있다. 그림 8 (c), (d)는 제안한 방법으로서 초기 값을 폐 실질 밖의 뼈에 두더라도 에너지가 잘 수렴하는 것을 보여주고 있다. 각 영상의 노란실선은 초기 설정값, 적색실선은 수렴과정, 녹색실선은 최종 결과 값을 보여주고 있다.

그림 9 (a)는 폐 전체 영상으로서 목적부위의 애지 근처에 강한 애지가 존재하는 곳에 초기 값을 주고, 가변형 능동모델이 성공적으로 수렴해서 최종적으로 폐 윤곽이 정확하게 묘사된 결과를 보여주고 있다. 영상에서 원하는 특정의 목적 장기를 분할하기 위한 방법으로 최근에는 GVF가 널리 활용되어지고 있다. 그러나 그림 9 (b) 와 같이 가변형 능동모델은 모든 환경에서 잘 작동하는 것은 아니다. 최종 영상에서 폐 구역을 정확하게 묘사하지 못하고 척추와 심장으로 침범하고 있음을 나타낸다. 따라서 본 연구에서 제안한 알고리듬으로 GVF가 초기 값을 설정을 잘못하더라도 어려움 없이 수렴하도록 개선하는 것이 가능하였다.

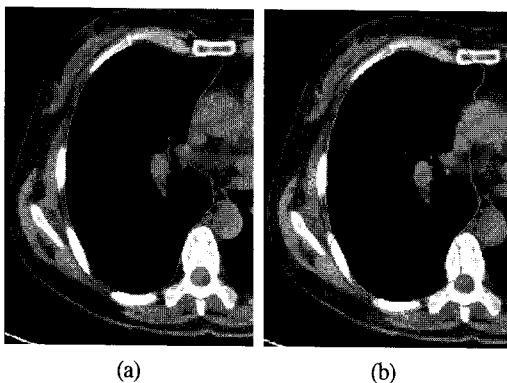


그림 9. 제안한 식을 이용한 흉부 영상의 최종 결과
(a) 제안 방법 (b) GVF 방법

Fig. 9 Image segmentation using proposed method on Chest CT

(a) proposed method (b) GVF method

V. 결 론

문턱치기법 이용한 점점기반 분할, 경계기반 분할 등은 정확성이 요구되지 않는 일반적인 영상분할에는 적당하다. 그러나 임상에서의 의료영상과 같은 정확한 결과를 바탕으로 하는 실험의 경우에는 전처리(Pre-processing)로서의 영상분할은 매우 중요성하다. 최근에는 원하는 목적 장기 및 실질을 분할하는 방법으로 가변형 능동모델이 사용되어지고 있다. 그러나 가변형 능동모델이 모든 영상 환경에서 잘 작동하는 것은 아니며, 수렴해 나가는 과정에서 근처에 강한 에지가 존재하면 정확한 결과 영상을 형성하지 못한다. 그러므로 이런 결과의 영상은 임상에서의 영상분할을 위한 최종 사용자(Operator)에게는 반복된 실험 영상에서 최종적인 윤곽의 초기 값을 설정하여 진단을 위한 적정한 의료영상을 도출하기가 어렵다. 또한 임상의가 파라미터 조절로 원하는 영상으로 변경하는 것이 가능하지만, 최적의에너지 수렴의 영상 윤곽을 찾기에는 시간이 상당히 소요되고 어려움을 경험한다. 본 논문에서 제안하는 개선된 알고리듬은 새로운 외부에너지로 목적물 주변에 존재하는 강한 에지들을 제거하여 정상적으로 목적물에 수렴 할 수 있었고, 임상에서 필요로 하는 정확한 영상 윤곽의 구획이 가능하였다.

참고문헌

- [1] M. Doller, H. Kosch, "The MPEG-7 multimedia database system(MPEG-7 MMDB)," *Journal of Systems and Software*, vol. 81, pp.1559-1580, 2008.
- [2] T. McInerney, D. Terzopoulos, "Deformable models in medical image Analysis: A survey," *Medical Image Analysis*, vol. 1, no.2, pp.91-108, 1996.
- [3] B.V. Ginniken, M.B. Stegmann, M. Loog, "Segmentation of anatomical structures in chest radiographs using supervised methods: a comparative study on a public database," *Medical Image Analysis*, vol. 10, pp.19-40, 2006.
- [4] M.S. Brown, M.F. McNitt-Gray, N.J. Mankovich, J.G. Goldin, J. Hiller, L.S. Wilson, D.R. Aberle, "Method for Segmenting Chest CT Image Data Using an Anatomical Model: Preliminary Results," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 16, no.6, pp.829-839, 1997.
- [5] S.G. Armato, M.L. Giger, C.J. Moran, J.T. Blackburn, K. Doi, H. MacMahon, "Computerized Detection of Pulmonary Nodules on CT Scans," *Radiographics*, vol. 19, pp.1303-1311, 1999.
- [6] D. Bartz, D. Mayer, J. Fischer, S. Ley, et al, "Hybrid Segmentation and Exploration of the Human Lungs," *Proc. of IEEE Visualization*, pp.177-184, 2003.
- [7] A.P. Kiraly, W.E. Higgins, G. McLennan, E.A. Hoffman, J.M. Reinhardt, "Three-dimensional Human Airway Segmentation Methods for Clinical Virtual Bronchoscopy," *Academic Radiology*, vol. 9, pp.1153-1168, 2002.
- [8] S. Choi, C.S. Kim, "Automatic Initialization snake active contours for the segmentation of chest wall images," *Journal of Korean Society of Medical Informatics*, 2008(in press).
- [9] C. Gonzalez, E. Woods, *Digital Image Processing*, 3rd Edition, Pearson Education Inc, 2008.
- [10] S. Choi, M. Kim, "Improvement of snake model for image segmentation," *Proc. Conference on Institute of embedded Engineering of Korea*, pp.384-388, 2008.
- [11] Chenyang Xu, Jerry L. Prince, "Generalized gradient vector flow external forces for active contours," *Signal Processing*, vol. 71, pp.131-139, 1998.

저자 소개



김창수(Changsoo Kim)

2001년 동명대학교 정보통신공학과
졸업(공학사)

2003년 한국해양대학교 전자통신공
학과 졸업(공학석사)

2006년 한국해양대학교 전자통신공학과 졸업(공학박사)

2005.~현재 부산가톨릭대학교 방사선학과

※ 관심분야: 의료영상신호처리, Medical Informatics,
Computer Aided Diagnosis(CAD)



최석윤(Seokyoon Choi)

2005년 고려대학교 의공학협동 졸업
(공학석사)

2008년 고려대학교 의공학협동 졸업
(공학박사수료)

2002.~현재 고려대학교 3차원정보처리연구실 연구원,
삼성생명과학연구소 연구원

※ 관심분야: 컴퓨터 비전, Large scale problem, Partial
Differential Equations(PDE)