

---

# 복부대동맥의 3차원 표면모델링을 위한 가변형 능동모델의 적용

## Surface Rendering in Abdominal Aortic Aneurysm by Deformable Model

---

최석윤\*, 김창수\*\*

고려대학교 대학원 의공학협동\*, 부산가톨릭대학교 보건과학대학 방사선학과\*\*

Seokyoon Choi(dal1111@korea.ac.kr)\*, Chang-Soo Kim(cszzim@cup.ac.kr)\*\*

---

### 요약

복부대동맥류는 주로 65-75세의 중년이후 남성과 흡연자에서 주로 발생한다. 가장 중요한 증세는 대동맥 파열로서 생명에 치명적이며, 혈관벽이 혈고 약해지고 파열되어 많은 양의 혈액이 복강 내로 쏟아지는 것을 의미한다. 복부대동맥박리를 치료하기 위해서는 3차원 영상 정보가 필요하고, 수술시 임상 의사에게 많은 도움이 된다. 3차원 정보는 MDCT로부터 계산되고 3차원 모델은 2차원 CT영상의 분할로 계산된 좌표로부터 재구성된다. 따라서 3차원 영상의 질은 2차원 영상의 분할알고리즘에 의존적이다. 본 연구에서는 목적장기만을 모델링하기 위해서 가변형 능동모델을 제안한다. 가변형 능동모델은 외부힘에 의해서 에너지가 최소화되는 수렴하는 모델이다. 외부힘은 GVF로 불리며, 그레이레벨 또는 영상으로 부터의 이진경계지도의 구배가 확산되는 것을 계산한다. 실험결과 복부대동맥박리에 적용해서 3차원 표면재구성을 성공했으며, 분할알고리즘의 특성으로 시각적 및 정량적인 평가도 성공했다.

■ 중심어 : 복부대동맥류 | MDCT | 영상분할 | 가변형 능동모델 |

### Abstract

An abdominal aortic aneurysm occurs most commonly in older individuals (between 65 and 75), and more in men and smokers. The most important complication of an abdominal aortic aneurysm is rupture, which is most often a fatal event. An abdominal aortic aneurysm weakens the walls of the blood vessel, leaving it vulnerable to bursting open, or rupturing, and spilling large amounts of blood into the abdominal cavity. surface modeling is very useful to surgery for quantitative analysis of abdominal aortic aneurysm. the 3D representation and surface modeling an abdominal aortic aneurysm structure taken from Multi Detector Computed Tomography. The construction of the 3D model is generally carried out by staking the contours obtained from 2D segmentation of each CT slice, so the quality of the 3D model strongly depends on the precision of segmentation process. In this work we present deformable model algorithm. deformable model is an energy-minimizing spline guided by external constraint force. External force which we call Gradient Vector Flow, is computed as a diffusion of a gradient vectors of gray level or binary edge map derived from the image. Finally, we have used snakes successfully for abdominal aortic aneurysm segmentation the performance of snake was visually and quantitatively validated by experts.

■ keyword : Abdominal Aortic Aneurysm | MDCT | Segmentation | Deformable Model |

## I. 서론

임상에서 인체의 3차원정보는 진단 및 수술시 보조적인 지표로서 매우 유용하게 사용될 수 있고 실제 임상 의사에게 많은 도움을 주고 있다[1]. 대동맥(Aorta)은 인체에서 가장 굵은 혈관이며 심장으로부터 이어져 있다. 상행대동맥(Ascending aorta)은 혈액의 유속이 가장 빠르게 지나가는 통로이고 하행대동맥(Descending aorta), 복부대동맥(Abdominal aorta)으로 이어진다. 이때 혈관 벽에 병변이 생기면, 이완 및 확대되어 일종의 동맥류(Aneurysm)로서 박리가 일어난다[2]. 대동맥은 꽤 튼튼하고 두꺼운 관으로 가장 안쪽의 내막(intima), 주로 근육으로 이루어진 중막(media) 그리고 가장 바깥쪽의 외막(adventitia)의 세 겹의 벽으로 구성되어 있다. 대동맥류란 어떠한 원인에서건 대동맥 내막이 찢어지면서(intimal tear) 대동맥 내강(lumen) 안에 있던 혈액이 대동맥 중막으로 과급되어 대동맥 벽이 과급된 혈액에 의해서 내층과 외층으로 분리되는 것을 말한다[2][3]. 대동맥류가 일어나면 혈관이 부풀어 오르는 현상이 일어나고 결국 혈관이 파열되어 목숨을 잃게 된다.

대동맥을 3차원 영상으로 재구성하기 위해서는 전산화단층촬영(CT : Computed Tomography)을 통해서 환자의 2차원 영상을 획득하고 목적장기(target organ)를 3차원으로 재구성한다. 이때 원하는 장기를 정확하게 3차원으로 재구성하기 위해 분할 알고리즘(segmentation algorithm)이 적용 되어야 한다. 현재 의료용으로 개발되어 응용되고 있는 방법은 문턱치기법(thresholding method)의 점점기반 분할(point-based segmentation)이다. 그러나 3차원 볼륨재구성 영상은 밝기가 같은 영역은 같이 표현되어 대동맥만을 정량적으로 평가하기에는 어려움이 있다. 따라서 본 논문에서는 새로운 분할 알고리즘을 적용하고 임상에서 활용 가능성에 대해서 평가한다.

## II. 영상분할 알고리즘

영상분할은 단층 영상의 2차원 영상을 3차원 영상으로

재구성하기 이전에 반드시 실행되어야 할 단계이다. 분할은 문턱치기법을 이용한 점점기반 분할, Canny, LoG, DoG와 같은 경계기반 분할(edge-based segmentation) 그리고 영역성장(region growing)과 같은 영역기반 분할(region-based segmentation)의 3가지로 나누어진다. 다음은 임상에서 실제 사용되고 있는 3차원 볼륨재구성의 방법론인 문턱치 방법에 대해서 설명하고 새로운 가변형 능동모델 방법을 제안한다.

### 1. 하행대동맥의 볼륨재구성

3차원의 물체 내부를 가시화하기 위해 개발된 모형화 기법이다. 물체를 와이어 프레임 모형(wire-frame model)이나 표면 모형(surface model)으로 표현하지 않고 미소한 입방체나 미립자로 표현하는 기술로 현재 임상에서 사용되고 있다. CT 촬영으로 사전에 환자의 단면을 획득하고, 영상분할(image segmentation)과 볼륨 재구성(volume rendering)에 의해 입체적으로 가시화한다. 이렇게 만들어진 화상을 바탕으로 2차원 영상에서 임상 의사가 판독하기 어려운 부분을 이해하기 쉽도록 정보를 제공하고 있다. 볼륨 재구성을 위한 대표적 분할 알고리즘으로 아래의 방법을 설명한다.

### 2. 점점기반 분할

#### 2.1 문턱치기법

영상에서 각각의 인접한 픽셀들이 대부분 동일한 물체에 속하여 있다는 사실로부터 각 픽셀값을 단순화함으로써 영상을 쉽게 인식할 수 있도록 해주는 작업이다. 주어진 영상을 검은색과 흰색의 영상으로 변환하는 가장 간단한 방법은 단일의 판별 값으로 가능하다. 이 판별 값에 따라 특정 픽셀의 값을 0 또는 1로 분류 할 수 있다. 다만 물체의 추출에 있어서 가장 중요한 것은 흰 영상의 형태를 최대한 보존시킬 수 있는 판별 값을 결정하는데 있다 [4][5]. 따라서 주어진 영상에 맞는 판별 값을 구하는 알고리즘이 필요하다. 이러한 판별 값을 결정한 후 원하는 장기를 표현할 수 있다. [그림 1][그림 2]는 복부 CT 영상의 문턱치기법을 적용한 결과의 영상을 나타낸다.

$$\begin{aligned} \text{if } I(i, j) \text{ of } = I < T \text{ then } I(i, j) = 0 \\ \text{if } I(i, j) \text{ of } = I > T \text{ then } I(i, j) = 1 \end{aligned} \quad (1)$$

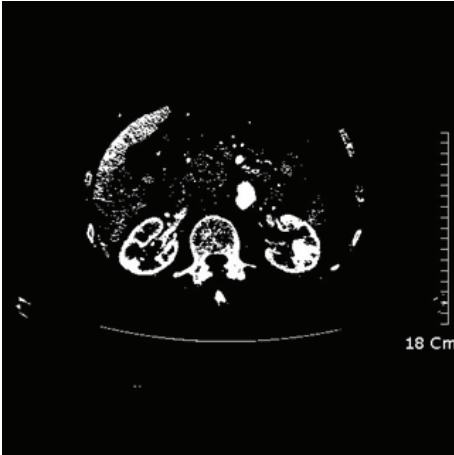


그림 1. 복부 CT 영상의 문턱치기법 결과 1

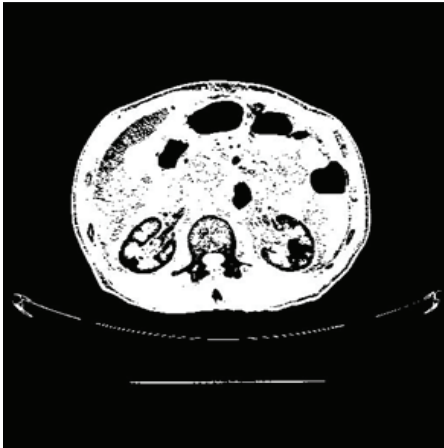


그림 2. 복부 CT 영상의 문턱치기법 결과 2

### 2.2 볼륨재구성의 임상적 문제점

볼륨재구성은 판독의사에게 많은 정보를 제공한다. 해부학적 이상(lesion)을 입체적으로 인식이 가능하므로 수술 및 치료에 도움을 준다. 과거의 임상 의사는 2차원적 영상결과를 상상으로 시뮬레이션(simulation)하고, 수술 방법을 결정하였다. 그러나 3차원 영상의 등장은 치료 및 수술을 할 때 의사의 임상 실수를 감소시킨다.

또한 볼륨재구성의 문제점은 픽셀의 밝기 값(intensity)이

같은 것들은 동시에 묘사된다는 것이며, [그림 3]에서 보는 것처럼 복부대동맥 주변의 아티팩트(artifact) 역할을 하는 작은 조직(small tissue), 척추(spine)와 동시에 묘사되어 있다. 임상 의사에게 전체적인 정보가 필요할 경우도 있지만 때로는 목적장기를 정밀하게 계측 및 분석해야 할 경우, 주변 장기는 불필요한 장애 정보로서 작용한다. 따라서 본 논문에서는 새로운 알고리즘을 제안하며, 임상에서 활용 가능성에 대해서 서술하고자 한다.



그림 3. 복부 대동맥의 3차원 영상

## 3. 경계기반 분할

일반적인 경계기반 분할에는 Canny, Robert, LoG 등이 있다. 다음은 대표적 방법인 LoG방법을 소개한다.

### 3.1 LoG(Laplacian of Gaussian)

라플라시안(Laplacian)은 2차 미분값(gradient)을 나타낸다. 2차 미분은 1차 미분값의 기울기인 명도변화의 방향성을 없애는 방법으로 윤곽의 강도만을 검출하는데 사용된다. 그라디언트 크기만 가지므로, 회전(convolution)의 합에 의해서 디지털 영상에서 근사화된다. 라플라시안은 식 (2) 형태의 마스크(mask)를 이용하여 회전함으로써 수행된다.

$$G(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

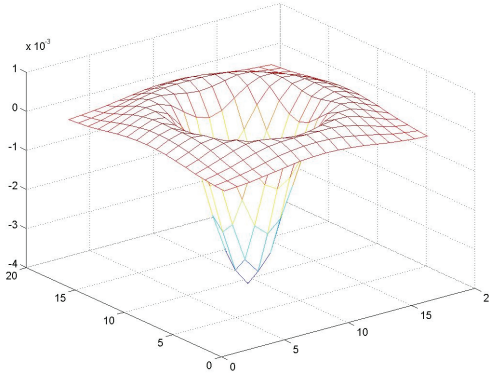


그림 4. 커널 17x17

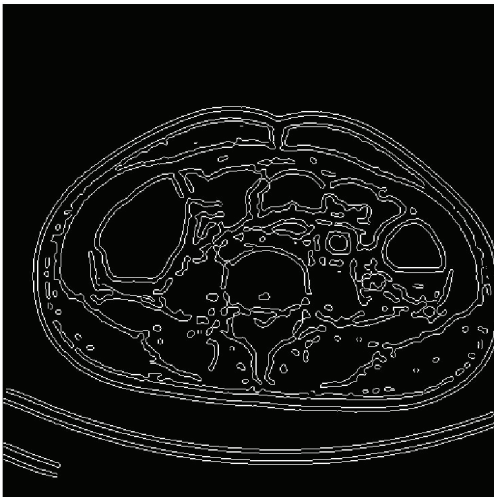


그림 5. 복부 CT 영상의 LoG 결과

1차 미분 연산자는 에지가 존재하는 영역을 지날 때 반응하는 부분이 많이 나타난다. 이것은 특히 완만한 경사를 이루는 에지일 경우에 더욱 반응이 두드러진다. 이상적인 에지 검출기는 에지 중심에 위치한 임의의 점만을 검출할 수 있다. 본 논문에서의 실험결과로는 LoG는 경계를 기반으로 하는 표면재구성(surface rendering) 방법으로는 적합하지 못하다[그림 4][그림 5].

### III. 제안 알고리즘

#### 1. 표면재구성

가변형 능동모델(active contour model)은 영상데이터로부터 계산되는 외부힘(external force)과 초기윤곽선의 커브(curve) 혹은 표면(surface)으로 정의되는 내부힘(internal force)으로 구성되는 에너지 함수를 최소화하는 방법이며, 자신의 모형을 스스로 변형하는 커브, 표면을 말한다[6]. 이때 외부힘은 초기 윤곽선으로 하여금 영상 내에 원하는 물체의 모형으로 가변모델을 움직이도록 정의되는 힘이다. 이것을 통해 얻은 좌표표를 통해서 표면 재구성을 완성한다.

##### 1.1 스네이크(Snake)

스네이크는 구해진 에너지를 최소화 하는 방향으로 그 모양을 가변한다. 다음은 에너지를 최소화하기 위한 식을 유도한다. 오일러방정식(Euler equation)에 의해서[6] 에너지 E를 최소화하는 식은 식 (3)과 같으며, 물리학적 관점에서 식 (4)에서처럼 힘 평형 방정식(Force balance equation)으로 이해할 수 있다. 해석적 표현법은 다음과 같다.

$$E = \int_0^1 \frac{1}{2} [\alpha X'(s)]^2 + \beta [X''(s)]^2 + E_{EXT}(X(s)) ds \quad (3)$$

$$F_{INT} + F_{EXT} = 0 \quad (4)$$

$\alpha, \beta$  는 에너지 함수를 조절하는 파라미터이다. finite difference로 수치적 근사치를 유도하면  $F_{INT}$ 는 아래 식과 같이 확장된다.

$$E_{INT}(i) = \alpha_i [V_i - V_{i-1}]^2 / 2h^2 + \beta_i [V_{i-1} - 2V_i + V_{i+1}]^2 / 2h^4 \quad (5)$$

$$\alpha_i (V_i - V_{i-1}) - \alpha_{i+1} (V_{i+1} - V_i) + \beta_{i+1} [V_{i-2} - 2V_{i-1} + V_i] - 2\beta [V_{i-1} - 2V_i + V_{i+1}] + \beta_{i+1} [V_i - 2V_{i+1} + V_{i+2}] + (f_x(i), f_y(i)) = 0 \quad (6)$$

식 (5), (6)의 오일러 방정식은 매트릭스 형태로 바꾸어 표현할 수 있고, A는 pentadiagonal banded matrix가

된다. 외부에너지의 미분계수를 고려할 때 매 반복계산(iteration)때마다 A가 재계산 되어야 한다.

$$Ax + f_x(x, y) = 0 \tag{7}$$

$$Ay + f_y(x, y) = 0 \tag{8}$$

내부힘을 위한 오일러 과정(step)은 식 (9), (10)과 같이 유도 및 전개된다.

$$Ax_t + f_x(x_{t-1}, y_{t-1}) = -\gamma(x_t - x_{t-1}) \tag{9}$$

$$Ay + f_y(x_{t-1}, y_{t-1}) = -\gamma(y_t - y_{t-1}) \tag{10}$$

$F_{EXT}$ 는 외부힘으로서 식 (11)로 정의된다.

$$E_{EXT}(x, y) = G_\sigma(x, y) * I(x, y) \tag{11}$$

가우시안 함수는 표준편차를 갖는 시그마(sigma)로 2차원 가우시안함수이며, 이 식에서 시그마가 증가 할수록 스테이크를 끌어당기는 포획 능력이 늘어난다.

### 1.2 GVF(Gradient Vector Flow)

GVF는 전통적인 방법의 스테이크와는 달리 경계 정보가 없는 영역에서도 경계 쪽으로 확산되어가는 벡터를 형성 시킬 수 있다[7]. GVF에서는 외부힘으로 식 (12)를 사용하며, 여기서 f는 경계지도(edge map)를 나타낸다. GVF 필드는 오일러 방정식에 의해 식 (13), (14)으로 나타낸다.

$$\epsilon = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx dy \tag{12}$$

$$\mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \tag{13}$$

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \tag{14}$$

## IV. 실험결과

### 1. 분할알고리즘 평가

#### 1.1 면적(Area)

대동맥류는 과열시 출혈 과다로 사망에 이르며, 대동맥류가 의심되는 환자에게 복부 CT는 임상 진단에 매우 유용하다. 따라서 임상적 시술은 스텐트(stent)를 삽입하며, 그 대동맥류의 직경 측정은 의사에게 매우 중요한 사항이다. 따라서 실제 임상적인 대동맥만을 모델링하는 기법이 필요하다. 본 연구의 실험은 복부 대동맥류가 있는 환자의 CT 영상을 이용하며, 아래의 검사 조건으로 영상을 획득하였다.

- 장비 : LightSpeed pro 16(GE)
- 임상 적응 : abdomen, Liver routine,
- Post enhance, Bolus agent : x-150
- 스캔 : helical mode
- Slice thickness : 2.5, 120kVp
- S/W ver. : Light speed Verrel
- Distance source to detector : 949.075012
- Distance source to patient : 541
- Convolution 커널 : standard

분할 알고리즘으로부터 찾은 좌표를 통해서 분할된 영역의 픽셀의 갯수를 계산해서 면적을 구하게 되며, [표 1]과 [표 3]에서 분할된 영상의 면적을 보여주고 있다. [그림 6]은 Kass의 전통적 방법(traditional method: Snake)으로서 분할에 다소 어려움을 보이고 있다. 녹색의 초기값에 매우 의존적이고 값이 경계에서 멀리 떨어져 있으면 에너지가 수렴하는데 어려움을 보인다.

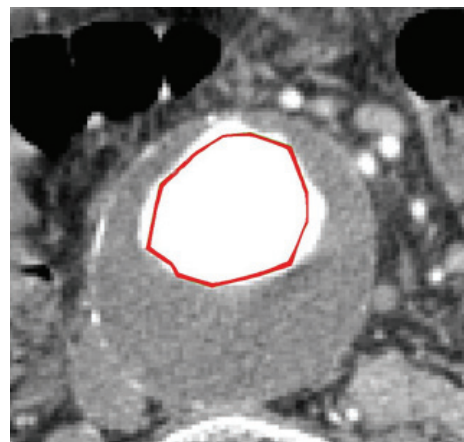


그림 6. Kass 방법의 영상분할



가변형 능동모델은 반복적 계산 기법으로 해를 구하는데 계산(iteration)이 진행되더라도 예지쪽으로 수렴하는데 어려움을 보이고 있다. GVF는 초기값(녹색 원)이 경계면에서 멀리 떨어져 있어도 경계쪽으로 잘 수렴해 나가고 경계에서 정확하게 정지함을 보여주고 있다. [표 3]에서 스네이크와 GVF를 적용시의 정량적인 차이점을 연속 데이터로 그래프를 나타내며, [그림 7]에서는 GVF가 스네이크보다 정확하게 경계로 가는 것을 볼 수 있다. [표 3]에서는 23장의 연속 CT 영상에 따라서 알고리즘의 차이를 나타내고 있다. 스네이크 방법이 전체적으로 면적이 작게 나오며, 이것은 에너지를 최소화하는 수렴능력이 GVF보다 떨어지기 때문이다.

면적이 비슷하게 나오는 지점은 [표 3]의 15, 16번 영상이다. 이것은 장기형태의 변형정도가 작기 때문에 전통적 스네이크는 수렴하는데 어려움이 없으며, 장기형태의 변형이 큰 영상은 [표 3]의 20-23 영상까지의 면적을 비교한 결과처럼 두 알고리즘의 면적의 차이가 크게 나타난다. 다음의 Pseudo 코드는 대략적인 가상으로써 코드를 제시하는 것으로 혈관 면적은 측정된 윤곽의 x, y 좌표를 이용한 것으로서 해당 구간 내 픽셀의 개수를 계산해 낸 것입니다.

**pseudo code**

```

xy(:,1) = x-coordinates
xy(:,2) = y-coordinates
for x = 1 : max(size(x-coordinates))
    f(xy(x,1),xy(x,2)) = 0
f = ones(imagesize x,imagesize y)
s = f 의 size
f1 = f
f2 = f
f3 = f1 + f2;
for x = 1 : s(1,2)
    for y = 1 : s(1,1)
        if f3(y,x) == 0
            count = count+1
        end
    end
end
end
    
```

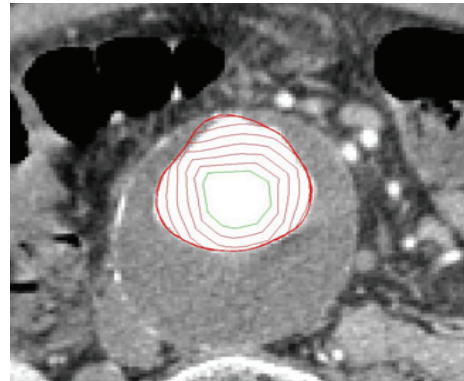


그림 7. GVF 적용의 영상분할

표 1. 면적 비교

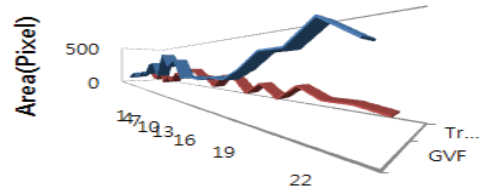


표 2. 만곡치 비교

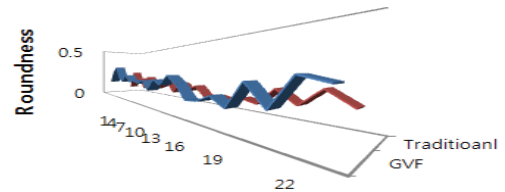
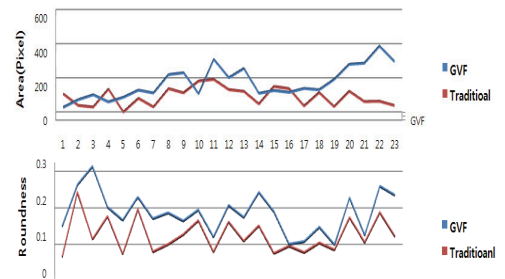


표 3. 스네이크와 GVF에서 가변형 능동모델의 분할 결과를 통한 면적과 만곡치 그래프



1.2 만곡치(Roundness)

원은 하나의 중심으로부터 모든 점이 같은 거리에 있

는 곡선이다. 이 중심으로부터 같은 거리에 있는 모든 점이 원에서 얼마만큼 벗어나는가를 측정하는 값이다. [표 3]에서 GVF가 스네이크에 비해 만곡치가 크다. 반복계산 횟수 125회로 두 알고리즘을 같이 계산했으며, 이것은 스네이크가 [그림 6]에서 보는 것처럼 가변이 부드럽게 진행되지 못하고, 경우에 따라 다각의 형태를 나타내기도 한다. [그림 7]에서 GVF 진원도가 더 좋은 것으로 나타났다.

## 2. 복부 대동맥 표면재구성 결과

복부 대동맥은 대동맥류가 일어나는 부분 중의 중요한 지점이다. 임상에서 사용되고 있는 상용 소프트웨어를 통해서 재구성한 결과로서 복부 전체의 3차원 재구성은 대동맥 주변에 다른 장기들이 있어 대동맥만을 정량적으로 판단하는데 많은 어려움을 주고 있다[그림 3]. [그림 8]은 전통적인 방법이며, [그림 9]는 GVF의 영상분할로서 가변형 능동모델을 적용한 방법으로서 임상에서 새로운 대안으로 제시 될 수 있다.

대동맥류가 있는 부위만을 3차원 영상으로 재구성 하였으며, [그림 8] 보다 [그림 9]에서 실제 모델에 가까움을 알 수 있다. 혈관이 심하게 부풀어 오른 중간 지점에서 GVF의 윤곽선이 더욱 더 자연스럽게 상단에서도 전통적 스네이크 방법이 GVF보다 면적이 더 작은 것을 알 수 있다. 다음의 Pseudo 코드의 Roundness는 경계의 미분 값을 이용해서 경계치를 계산하고, 면적과의 계산을 통해 결과를 얻는다. 그 값이 0에 가까울수록 정방형 원을 나타낸다.

### pseudo code

---

```

db = difference (boundary).^2;
dbs = sum(DB)
perimeter = sum(sqrt(dbs));
roundness = 4*pi*area/perimeter^2;
    
```

---

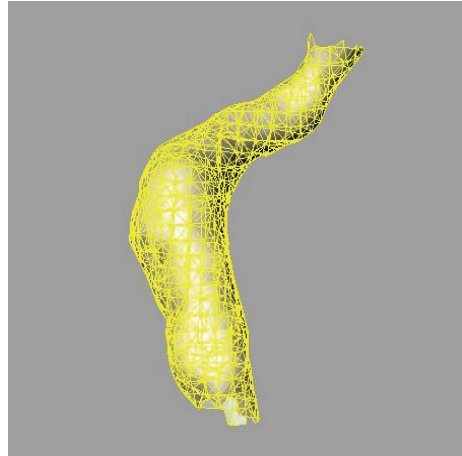


그림 8. Kass 영상분할의 표면재구성 결과

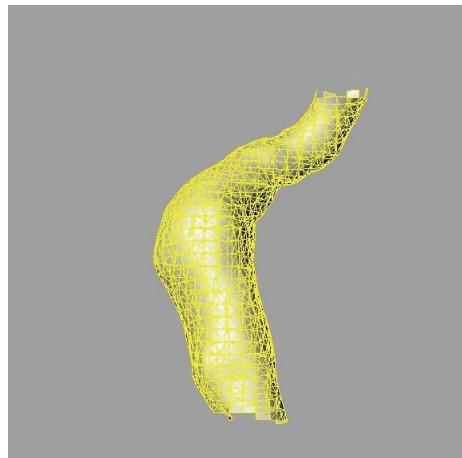


그림 9. GVF의 영상분할의 표면재구성 결과

[표 4]는 전통적인 방법과 GVF 알고리즘의 특성 비교 데이터로서 전통적 스네이크에서 평균 면적은 101.78 픽셀로서 207.22인 GVF 보다 106.56 픽셀 정보 작다. 이것은 혈관을 상대적으로 부정확하게 분할했음을 나타내고, 만곡치에서는 GVF보다 상대적으로 원형에 가까움을 나타내고 있다. 그러므로 실제 혈관이 가지는 타원형의 모양을 GVF가 더 정확하게 분할하고 있음을 보여준다.

표 4. 2차원 CT 영상에서 전통적 스네이크와 GVF의 대동맥 분할 결과의 면적 및 만곡치 비교

Slice No.	Area(Pixel)		Roundness	
	Traditional snake	GVF	Traditional snake	GVF
1	117	62	0.060336	0.13262
2	49	107	0.23745	0.24565
3	40	136	0.10820	0.29664
4	145	94	0.17080	0.18475
5	11	121	0.06733	0.14915
6	91	163	0.19061	0.21253
7	40	146	0.073755	0.15326
8	148	254	0.094029	0.16913
9	123	265	0.12072	0.14704
10	193	141	0.15937	0.17711
11	202	344	0.073225	0.10289
12	142	236	0.15579	0.19001
13	132	290	0.10302	0.15659
14	58	144	0.14518	0.22563
15	161	161	0.069257	0.17200
16	148	150	0.089299	0.083393
17	46	173	0.071693	0.090494
18	125	165	0.098045	0.12998
19	42	226	0.078806	0.081933
20	133	315	0.16796	0.21090
21	72	321	0.09925	0.10812
22	74	421	0.18182	0.24222
23	49	331	0.11586	0.21752
Mean	101.7826	207.2174	0.118774	0.168677
SD	54.17227	94.57126	0.04822	0.056719

#### IV. 고찰

의료영상이 단순히 보여주는 역할과 해부학적 구조를 제시하는 것을 뛰어넘어서 알고리즘의 개발을 통해서 시물레이션, 네비게이션 치료, 방선종양 치료계획, 수술계획과 질병의 추적 등에 사용된다. 실제 임상에서의 대표적인 영상분할이다.

특정 알고리즘이 모든 영상에 대하여 동일한 성능 및 효과를 나타내기는 어렵다. 그러므로 처리하고자하는 영상의 여러 가지 물리적 특징 요인이 고려되어야 하며, 임상 대상 영상으로부터 진단 부위가 무엇인가에 따라

그 영상에 적합한 새로운 알고리즘이 개발되어야 한다 [8][9].

본 연구에서 복부대동맥의 3차원 재구성을 위해 제안한 가변형 능동모델은 임상에서 적용되는 상용 알고리즘 방법보다 동맥류를 정량적으로 계산 할 때 매우 우수한 방법으로 확인된다. 그러나 초기설정법과 에너지 최소화 방법에 여전히 문제를 지니고 있다[10]. 초기설정은 조작자가 수동으로 초기 값을 지정해 주어야하고 [그림 7]과 같이 GVF도 에너지 최소화 방법상 어떤 영상에서는 수십 픽셀 정도의 오차를 지닌다. 그러므로 에너지 함수 [6][7] 개선이 된다면, 정량적 분석을 위한 알고리즘으로서의 최적의 방법이라 사료된다. 그리고 알고리즘 적용을 위한 초기 값이 자동으로 계산되어질 필요가 있고 에너지 함수가 효율적으로 변형될 필요가 있다.

#### V. 결론

정량적인 데이터는 인체에 있어서 매우 중요하다. 실제 수술이나 처치에 사용되는 수치이기 때문에 오차에 따른 결과는 수술 및 치료를 하는 임상외사에게 잘못된 의료정보를 제공하게 되는 것이다. 본 연구는 영상분할을 복부 장기의 3차원 모델링에 의해 임상에서 사용되어지고 있는 문턱치기법을 이용한 볼륨재구성 대신에 가변형 능동모델을 제안한다. 복부 대동맥의 3차원 영상을 평가하여 다음과 같은 결과를 얻었다. 문턱치나 에지영역검출과 같은 단일한 알고리즘을 적용한 볼륨 재구성에서는 전체적인 장기의 분포 정보를 알 수 있으나, 목적 장기를 정량적으로 분석 하는 데는 어려움이 있다. 제안한 가변형 능동모델을 통해서 복부대동맥의 정보를 얻는데 성공했다. GVF이 전통적 스네이크보다 우수하며, 기존의 문턱치나 에지검출보다 뛰어나고, 정확한 분할능력을 가지고 있었다. 스네이크는 모든 영상에서 정확하게 분할하기에 어려움이 있었으며, 잘못된 경계를 제거하는 과정이 필요하다. 그리고 스네이크가 전통적 방법에서는 초기설정 방법이 개선되거나 윤곽선의 힘이 에지에 더 강하게 다가가는 방법이 연구 되어져야 하고, GVF에서는 윤곽의 탄력성은 더 우수했다. 실험을 통한 3차원 영



상의 정량적 데이터는 임상에서 복부대동맥을 수술하는 의사에게 실제 사용되고 있는 상용 소프트웨어와 비교하여 더욱 정확한 정보를 제공하고 수술 시 보조적인 지표로서 많은 가능성을 지니게 된다.

**참 고 문 헌**

[1] Freiberg, "Abdominal aortic aneurysms, increasing infrarenal aortic diameter, and risk of total mortality and incident cardiovascular disease events: 10-year follow-up data from the Cardiovascular Health Study," *Circulation*, Vol.26, No.117(8), pp.1010-1017, 2008.

[2] <http://www.hmc.psu.edu/healthinfo/a/abaortic.htm>

[3] F. Lederle, G. John, S. Wilson, and F. Littooy, "Yield of repeated screening for abdominal aortic aneurysm after a 4-year interval. Aneurysm Detection and Management Veterans Affairs Cooperative Study Investigators," *Arch Intern Med*, Vol.160, pp.1117-1121, 2000.

[4] G. Hai, W. C. Siu, and C. H. Hou, "Improved Techniques for Automatic Image Segmentation," *IEEE trans, Circuits and Systems for video Technology*, *IEEE Trans.* Vol.11, pp.1273-1280, 2001.

[5] T. McInerney, "Deformable models in medical image Analysis: A survey," *Medical Image Analysis*, Vol.1 No.2, pp.91-108, 1996.

[6] M. Kass, "Snakes: Active contour models," *International Journal of Computer Vision*, Vol.1, pp.321-331, 1988.

[7] C. Xu, "Gradient vector flow : A new external force for snakes," *IEEE Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'97)*, pp.66-71. 1997.

[8] E. Borenstain, "Shape Guided Object Segmentation,"

*IEEE Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.969-976, 2006.

[9] G. Wood, *Digital Image Processing*, 3rd edition, Pearson Pub, 2007.

[10] M. Li and Z. Lei, "Liver Contour Extraction using Snake and Initial Boundary Auto-generation," *International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering 2008(ICBBE 2008)*, pp.2669-2672, 2008.

**저 자 소 개**

**최 석 윤(Seokyeon Choi)**

정회원



- 2005년 2월 : 고려대학교 의공학 협동(공학석사)
- 2008년 5월 : 고려대학교 의공학 협동(박사수료)
- 2002년 10월 ~ 현재 : 삼성생명 과학연구소(연구원)

• 2002년 10월 ~ 현재 : 고려대학교 3차원정보처리연구실(연구원)

<관심분야> : 컴퓨터비전, Partial Differential Equations(PDE), Large scale problem(수치해석)

**김 창 수(Chang-Soo Kim)**

정회원



- 2001년 2월 : 동명대학교 정보통신공학과(공학사)
- 2003년 2월 : 한국해양대학교 전자통신공학과(공학석사)
- 2006년 2월 : 한국해양대학교 전자통신공학과(공학박사)

• 2005년 3월 ~ 현재 : 부산가톨릭대학교 보건과학대학 방사선학과 교수

<관심분야> : 의료영상신호처리, 의료정보표준, Computer Aided Detection(CAD), U-Healthcare