

심혈관 조영도에서의 관상동맥 자동영상분할

윤현주*, 김명희***

*이화여자대학교 컴퓨터 그래픽스 및 가상현실 연구센터

**이화여자대학교 컴퓨터공학과

e-mail : arinyun@ewha.ac.kr, mhkim@mm.ewha.ac.kr

Automatic segmentation of the artery in coronary angiogram

Hyun Joo Yun*, Myoung-Hee Kim ***

*Center of computer graphics and virtual reality, Ewha womans University

**Dept. of Computer Engineering, Ewha womans University

요 약

관상동맥 폐색증 환자들에 대해서 시술되는 stent 삽입 시술이나 관상동맥 우회로 시술 중에는 X-ray 등의 조영 영상이 시술의 기준이 되고 있다. 따라서 조영 영상에서 혈관을 빠르게 인식하는 것은 정확하고 효과적인 시술의 필수 조건이다. 이러한 시술 중 빠르고 정확한 혈관 인식을 위하여 본 논문에서는 심혈관 조영 영상으로부터 관상동맥의 형태를 자동적으로 영상분할하기 위한 방법을 제안한다. 우선 조영 영상에서 혈관을 분명하게 인식하기 위해서는 잡음을 제거하기 위한 필터링이 필요한데, Anisotropic diffusion 을 이용한 필터링은 이미지 내 물체의 경계선을 보존하고, 영역 내의 잡음을 제거하는 데 효과적이다. 정확한 영상분할을 수행하기 위해서는 대부분의 경우 사용자가 영상 내에 관심 영역을 지정하는 인터랙션이 필요하지만 이는 사용자에게 불편함을 줄 수 있다. 따라서 이러한 번거로움을 최소화하고, 정확한 결과를 유도하기 위해서 자동 씨드 영역 추출 알고리즘을 제안한다. 따라서 조영 영상에 필터링을 적용한 후 추출된 씨드 영역과 추출된 에지와 Adaptive region-growing 을 복합적으로 사용하는 영상분할을 수행하게 되면 보다 효과적인 관상동맥 영상 분할의 결과를 얻을 수 있었다.

1. 서론

관상동맥 질환이란 동맥경화증과 같이 혈관 내에 협착이 진행되어 심근의 혈류 공급에 이상이 발생하는 병을 말한다. 사람들의 나이가 들어갈수록 콜레스테롤이나 다른 지방 성분, 칼슘 등의 성분들이 한데 엉키어 관상동맥의 내면에 축적되기도 하며 혈류가 이동할 수 있는 내경이 좁아지는 현상이 나타나기도 한다. 혹은 이러한 경우 혈전이 생성되어 갑자기 동맥이 막힐 수도 있다. 그리고 이러한 폐색 증상이 발전될 경우 심근경색이나 협심증과 같이 생명을 위협하는 심각한 질환이 나타날 수도 있다. 이러한 증상에 대해서는 혈관 내에 stent 를 삽입하거나, 우회로 시술을 통하여 혈관 폐색 증세를 해결할 수 있다.

이러한 관상동맥 폐색 증상에 대한 진단 및 시술에는 X-ray angiogram 이 시술의 기준으로 사용되고 있다. 또한 X-ray angiogram 에서의 혈관 영상분할의 결과는 위의 증상에 대한 판단 및 시술에 보다 효과적으로 사용될 수 있다.

대부분의 X-ray angiogram 이나 MRI, CTA 등의 이미지에서 혈관을 정확히 분할하기 위해서는 대부분 감산혈관조영술(digital subtraction angiography) 을 많이 사용한다. 이 방법은 조영제를 삽입하기 전과 후의 영상을 비교하여 혈관의 위치를 파악하는 방법으로 비교적 정확한 결과를 추출할 수 있다. 그러나 이는 뇌혈관이나 대퇴동맥과 같이 혈관의 움직임이 거의 파악되지 않는 경우에만 효과적일 수 있다. 관상동맥의

* 본 연구는 부분적으로 과학기술부 지정 국가지정연구실 (NRL) 사업, 정보통신부 대학정보통신연구센터 (ITRC) 지원 사업에 의해 부분적으로 지원 받았음.

경우에는 1분에 60 ~ 80회 정도 움직이는 심장의 박동에 따라 같이 움직이고 있기 때문에 일반적인 감산 혈관 조영술로는 파악하기가 어렵다.

그러므로 관상동맥의 영상분할을 위해서는 X-ray 장비에서 획득된 angiogram 영상에서 정지영상을 추출, 영상분할을 수행하여 혈관의 구조를 파악하여야 한다. 따라서 본 논문에서는 이러한 작업을 수행하기 위한 효과적인 필터링과 영상분할 알고리즘을 제안한다. 이어지는 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 X-ray 이미지에서의 효과적인 필터링으로 제시하는 Anisotropic diffusion 과 사용자의 작업을 줄이기 위한 씨드 영역 자동추출 방법에 대해, 그리고 영역기반 영상분할의 하나인 adaptive region growing 을 이용한 영상분할에 대해 소개한다. 3 장에서는 이러한 알고리즘에 따라 실험된 결과를 소개하고, 4 장에서는 결론 및 향후 연구에 대해 제시한다.

2. 영상분할

본 논문에서 제시하는 영역 기반 영상분할을 위한 단계는 영상에 대한 필터링, 씨드 포인트 혹은 씨드 영역의 결정 그리고 씨드를 이용하여 영역기반 영상분할을 수행하는 것이다.

2.1 필터링

기존에 영상의 필터링에 많이 사용되는 가우시안 필터링이나 미디언 필터링 등의 linear filtering 등은 노이즈를 제거하는 데에는 효과적이다. 하지만, 에지 부분들도 함께 블러링이 되기 때문에 에지의 추출 위치가 정확하지 않기에 edge localization 에 있어서 불안하다는 단점이 있다.

이러한 linear filtering 의 한계를 극복하기 위해 물리학에서 사용되는 물질 전달의 법칙인 Fick's law 를 영상 필터링에 응용하여 nonlinear filtering 을 수행하는 것이 개발되었다. 여기서 사용되는 방정식은 다음 (1)과 같다.

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(D \cdot \nabla u) \quad (1)$$

Pietro Perona 와 Jitendra Malik 가 제시한 PDE 기반의 Anisotropic Diffusion 을 이용한 필터링은 영상 내 물체의 경계선 부분이 보존되면서, homogenous region 에 대해서는 blurring 하는 효과가 있다 [4]. 이 필터링이 2 차원 영상에 이용되는 부분 미분 방정식은 식 (2)이고, 계수 방정식은 (3)과 (4) 중 하나로 취한다.

$$I_t = \text{div}(c(x, y, t)\nabla I) = c(x, y, t)\Delta I + \nabla c \cdot \nabla I \quad (2)$$

$$c_1(x, t) = \exp(-((\nabla I(\bar{x}, t))/K)^2) \quad (3)$$

$$c_2(\bar{x}, t) = 1/(1 + ((\nabla I(\bar{x}, t))/K)^{1+\alpha}) \quad (4)$$

Anisotropic diffusion 에서는 이미지 픽셀 값의 기울기에 따라 blurring 이 다르게 적용된다. 따라서 경계선 부분의 기울기는 보존이 되고, 비슷한 특성의 영역에서는 노이즈가 제거되기에 보다 명확하고

효과적인 필터링 결과를 얻을 수 있다. 다음의 그림 1 은 X-ray 로 촬영한 심혈관 조영도를 가우시안 블러링한 결과와 Anisotropic diffusion 의 결과 영상을 Canny edge detection 으로 비교한 것이다 [1].

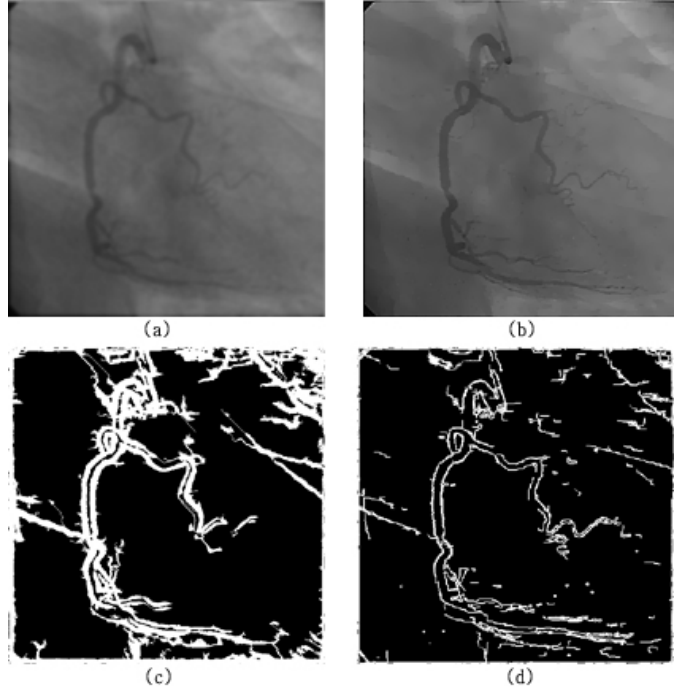


그림 1. 심혈관 조영도 예제에 대한 블러링 결과의 비교 (a) $\sigma = 2.0$ 가우시안 블러링 결과 (b) Anisotropic diffusion 적용 결과 (iterations 100 회) (c) (a)영상에 대해 Canny edge detection 한 결과 (d) (b)영상을 Canny edge detection 한 결과

2.2 씨드 영역 자동 추출

영상 내에 존재하는 혈관에 대한 영상분할을 수행하기 위해서는 씨드 영역을 결정하여 혈관의 위치를 예측한 후에, 그 영역을 중심으로 영상분할을 진행하는 것이 보다 더 정확한 결과를 도출할 수 있게 한다 [3, 5]. 이를 위해서 먼저 낮은 인텐시티를 가지고 있는 픽셀들을 모아서 영역으로 설정한다. 이는 조영제 투입부분을 씨드영역으로 사용할 수 있는 데, 이부분은 조영제 때문에 낮은 인텐시티를 보인다. 따라서 평균보다 더 낮은 인텐시티를 가지고 있는 영역들을 씨드 영역으로 결정할 수 있다. 이를 위한 임계값은 다음의 식 (5)로 구한다.

$$\text{threshold} = \text{means}(x, y) \times c \quad (5)$$

$i(x, y)$ 는 (x, y) 에서의 intensity 를 뜻하며 c 는 이 식의 가중치이다. 이 가중치는 일반적으로 0.5 이하의 숫자를 사용하여 낮은 인텐시티의 픽셀로 씨드 영역을 삼게 한다. 따라서 이 임계값보다 작은 픽셀들을 모아서 임시 집합인 $\text{temp_seed_region}(n)$ 으로 결정하고, 이렇게 구해진 임시 씨드 영역들 중에서 픽셀의 수가 전체 픽셀 수의 0.1% 를 넘는 영역을 씨드 영역으로 결정한다. 하지만 이 결과는 영상의 특성에 따라 달라질 수 있기 때문에 결과에 대한 사용자의 판단 및 재시도가 필요할 수 있다.

다음 단계에서는 이렇게 구해진 씨드 영역을 기반으로 복합적 영상분할을 수행한다.

2.3 복합적 영상분할

결정된 씨드 영역을 중심으로 혈관의 방향을 추적하여 영역기반 영상분할을 시작한다. 그리고 Canny edge detection 을 이용하여 경계선을 추출한 후에 이 결과를 픽셀 검색 대상에의 한계로 사용하였다 [8]. 영역기반의 영상분할과 경계선 기반의 영상분할을 복합적으로 사용함으로써 보다 효과적인 영상분할결과를 기대할 수 있다.

영상분할의 첫 단계로 씨드 영역을 중심으로 ROI 와 비슷한 형태로 형성된 큐브의 경계에서 픽셀의 기울기가 급격한 부분이 존재하는지 판단하여 혈관의 존재 여부를 판단한다 [2]. 그리고 큐브의 4 면 중 혈관이 존재한다고 판단되는 방향을 시작으로 adaptive region-growing 을 수행한다. 이렇게 혈관의 진행 방향을 추정하는 이유는 씨드 영역으로 판단되는 부분이 대부분 조영제를 투입하는 부분일 경우가 많다. 따라서 그림 2 와 같이 이부분에 시야가 넓은 영역에 퍼져있기에, 이럴 경우 혈관의 방향을 미리 추적하지 않으면 region-growing 의 진행에 오류가 생길 가능성이 많아지게 된다.

그림 2 의 (b) 를 보면, 혈관의 방향을 추적하는 큐브의 4 면 중에서 오른쪽 경계선 위에서 급격한 기울기의 픽셀이 검출되었다. 따라서 혈관은 오른쪽으로 진행한다고 판단한다. 판단 후에는 씨드 영역 경계선의 오른쪽 면에서부터 region-growing 을 진행하여 큐브의 경계선까지 영역을 분할하는 초기 영역분할을 수행한다.

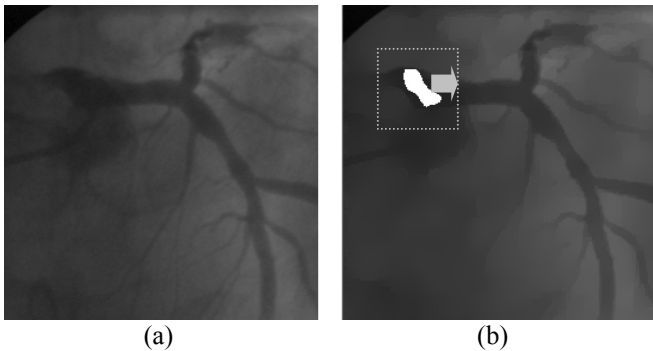


그림 2. (a) 조영제가 넓게 퍼져 있는 심혈관 영상 (b) 추출된 씨드 영역 및 판단된 혈관 진행 방향

그 뒤 필터링 된 영상 내에서 초기 영역분할 결과를 기반으로 adaptive region growing 을 수행한다 [6, 7]. 이는 두개의 임계값을 사용하여 그 둘 사이에 픽셀값이 존재할 때 homogeneous 한 영역으로 판단하여 영상분할을 수행하는 것이다. 그 두개의 임계값을 구하는 식은 다음 (6), (7), (8)과 같다.

$$h(x, \mu, ud, ld) = \begin{cases} 1, & T_{lower} < x < T_{upper} \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (6)$$

$$T_{upper} = \mu(n) + [ud(n) \cdot w + c(n)] \quad (7)$$

$$T_{lower} = \mu(n) + [ld(n) \cdot w + c(n)] \quad (8)$$

n 은 분할된 결과 영역에 속한 픽셀들의 수이며, $\mu(n)$ 은 대상 이미지에서의 픽셀 값들의 평균이다. $ud(n)$ 은 $\mu(n)$ 보다 높은 픽셀들에 대한 표준편차이고, $ld(n)$ 은 낮은 픽셀들에 대한 표준편차이다. 또한 w 는 영역들에 대한 가중치이고, $c(n) = \frac{50}{\sqrt{n}}$ 을 사용하여 실험되었다.

또한 Canny edge detection 으로 검출된 경계선으로 픽셀의 Region-growing 검색 대상 여부를 판단한다. 이웃 픽셀들 중에 edge 로 판단되는 픽셀이 3 개 이하일 경우에만 Adaptive region-growing 을 수행하면 보다 정확한 결과를 도출해 낼 수 있다.

3. 실험결과

본 실험에서 첫번째 단계인 Anisotropic diffusion 필터링에 사용되는 계수 함수로는 (3)과 (4)중에서 (3)을 이용하였으며, 100 회의 iterations 을 수행하였다. 두번째 단계인 씨드 영역을 구하기 위해서 임계값 계산으로 사용된 c 은 0.3 이었으며 최종 단계에서 adaptive region-growing 을 위한 임계값 계산에 사용한 w 는 5.0 이었다.

관상동맥 폐색증 환자들을 위한 Image-guided PCI (Percutaneous Coronary Intervention) surgery 에 사용되기 위하여는 직경 1.5 ~ 2mm 의 혈관만을 고려할 필요가 있다. 따라서 본 실험에서는 미세혈관을 분할하는 것은 배제되었다.

다음의 그림 3 은 본 논문에서 제시한 알고리즘을 이용하여 영상분할을 수행한 것이다.

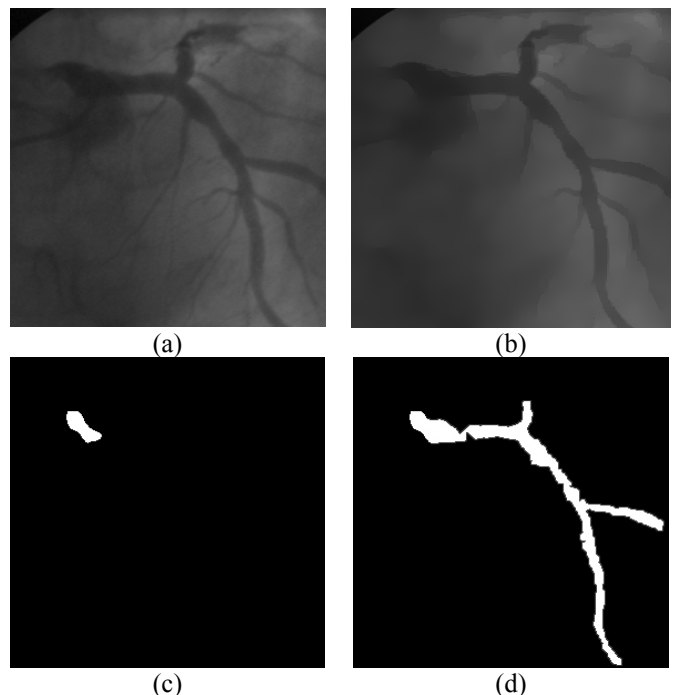


그림 3. 심혈관 조영도에서의 영상분할 실험 결과 (a) 원영상 (b) Anisotropic diffusion 필터링 결과 (c) 씨드 영역 자동 추출 결과 (d) 영상분할 결과

4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 관상동맥 폐색증 환자의 진단 및 수술을 위한 Image-guided PCI (Percutaneous Coronary Intervention) surgery 에 사용될 수 있도록 심혈관 조영도에서 심장의 관상동맥을 영상 분할하는 알고리즘을 제시하였다. 먼저 영상의 잡음을 제거하고 분할하고자 하는 물체에 대한 인식을 용이하게 하기 위하여 Nonlinear filtering 인 Anisotropic diffusion 을 image enhancement 에 사용하였다. 이 필터링은 물체 경계선의 기울기를 보존하여 추후에 이어지는 과정인 씨드 영역 자동 추출 및 adaptive region-growing 에 보다 효과적인 결과를 유추할 수 있게 한다. 필터링 후에는 씨드 영역을 자동으로 추출하게 함으로써 사용자의 인터랙션을 최소화하였다. 추출된 씨드 영역을 기준으로 Adaptive region-growing 과 Canny edge detection 을 이용한 constraints 를 복합적으로 사용하여 영상분할을 유도한다. Adaptive region-growing 은 먼저 획득된 영상 분할의 결과를 다음 픽셀의 영상분할에 대한 기준으로 삼기 때문에 심혈관 조영도과 같이 배경과 분할 대상의 픽셀 값의 차이가 현저할 경우 보다 효과적인 결과를 도출할 수 있다. 또한 부분적으로 불균등하게 분포되어 있는 모호한 경계 픽셀들에 대해서는 Canny edge detection 을 이용하여 추출한 경계선들을 이용하여 constraints 를 줌으로써 보다 정확한 영상분할 결과를 유도하였다.

향후 연구로는 관상동맥 폐색증 수술 중에 사용될 수 있는 심혈관 조영동영상에 대해 연구할 것이다. 이를 위하여 동영상에서의 모션 예측 및 계산을 이용하여 다중 프레임에서의 효과적인 영상분할에 관하여 연구할 예정이다.

참고문헌

- [1] J. Canny, A Computational approach to Edge Detection , IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986
- [2] James F. O'Brien, Norberto F. Ezquerro, Automated segmentation of coronary vessels in angiographic image sequences utilizing temporal, spatial and structural constraints, SPIE 1994
- [3] Marc Schrijver, Cornelis H. Slump, Automatic segmentation of the coronary artery tree in Angiographic projections, ProRISC 2002
- [4] Pietro Perona and Jitendra Malik, Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12 1990
- [5] Rolf Adams, Leanne Bischof, Seed region growing, IEEE transactions on Pattern analysis and machine intelligence, vol 16, No 6. 1994
- [6] Reginal Pohle, Klaus D. Toennies, A new approach for model-based adaptive region growing in medical image analysis, Lecture Notes in Computer Science, vol2124, 2001
- [7] Reginal Pohle, Klaus D. Toennies, Segmentation of medical images using adaptive region growing, SPIE 2001
- [8] Schoenmakers, Ron P., Wilkinson, Graeme G., Schouten, Theo E., Results of a hybrid segmentation method, SPIE 1994