

3차원 영상기반 강인한 대동맥 지역화 알고리즘

전병환* · 한동진** · 심학준** · 장혁재†

Robust Aorta Localization in CCTA

Byunghwan Jeon*, Dongjin Han**, Hackjoon Shim**, Hyuk-Jae Chang†

Abstract : We propose a robust method to localize the aorta using three local features in 3D CCTA. Automatic aorta detection is desired eventually for fully automatic coronary segmentation. Even though various methods have been proposed, most rely on the circular feature in 2D axial images. However, occasionally the aorta is not started with circular shapes, and the failure of aortic localization affect next explicit methods such as ostia detection and coronary artery detection. The proposed method shows its robustness with public data and additional collected data.

1. 서 론

심혈관계 질환은 세계적으로 사망률이 가장 높은 질병이다^[1]. 이를 진단함에 있어서 영상기반 관상동맥 추출은 필수적인 과정이며 이에 대한 여러 기법들이 활발히 보고되고 있다. 일부 기법을 제외한 다수의 기법들이 대동맥 및 관상동맥 ostia를 검출하여 이를 시작점으로 하여 추출해낸다. 독립적인 기법들이 모여 하나의 자동혈관추출기법을 만드는데 그 중 가장 선행되어야 하는 것이 대동맥의 지역화기법이다^[2].

대부분의 대동맥 추출기법 적용 시 하나 또는 그 이상의 시작점들을 수동으로 사용자가 지정해주는 것이 필요하다. 최근에 제안된 대동맥 추출기법^[3]은 대동맥 시작점 검출을 위하여 Circular Hough Transform 방법을 사용하였다. 그러나 긍정오류가 잦아 실패하는 경우가 더러 있었다. 방법의 특성상 검출이 잘못되면 대동맥 검출자체가 불가능하다. 그렇기 때문에 최대한 완벽하고 강인한 방법을 적용하는 것이 필요하다.

본 논문에서 제안하는 방법은 상행, 하행 대동맥의 세 가지의 지역적 특성을 이용하여 결합하여 찾는 것이다. 첫째, Z축 영상에서 Connected Component

Labeling 알고리즘을 이용하여 조영강도에 근사하는 요소들만을 구한다. 각 요소들은 2D Point Cloud와 같고, PCA(principle component analysis)를 통하여 주성분 방향과 크기를 얻어 원형모양인지 아닌지를 판단한다. 둘째, 상행, 하행대동맥은 해부학적으로 특정 거리만큼의 간격을 가지므로 평균 거리와의 오차를 이용한다. 셋째, 두 요소 간 방향벡터를 구하고 해당 벡터의 각도를 구하여 평균적인 각도와의 오차를 이용한다.

3가지의 강한 특징들을 결합함으로써 Rotterdam공공데이터에 더불어 실험에 사용된 모든 데이터에 대해서 지역화에 성공하였다.

2. 본 론

2.1. Connected Components in CCTA

본 기법에서는 구조물 간의 기하학적 정보를 결합하여 단서를 얻는 기법으로 영역화 및 구성요소를 분석하는 것이 선행되어야한다.

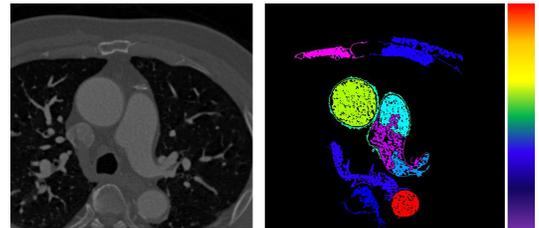


Fig. 1 Connected Component Analysis 수행 결과

* 연세대학교 의과대학 의과학과

** 연세대학교 의과대학 심장융합영상연구센터

† 연세대학교 의과대학 내과학교실 심장내과

: 영상 강도에 대해 독립적인 군으로 나누는 기법
 음수 값을 포함한 CT영상을 최솟값을 0으로 하는 영상 ($0 \leq I \leq 4000$)으로 Translate한다. 지역적 특성을 파악하기 위하여 먼저 영상에 있는 주요 물체들을 영역화 및 분할하는 것이 선행되어야 한다. 다양한 기법 중 해당 논문에서는 Progressive Region Growing 기법을 사용하여 Gradient magnitude를 기준으로 차이가 일정 안으로 들어오는 벡터들을 하나의 집합에 포함시켜 각 군들을 형성한다.

$$\Omega = \{O_i | a \text{ point cloud}\}$$

$$O_i = \{p | p \in R^2, (1100 \leq I(\vec{p}) \leq 1600)\} \quad (1)$$

인덱스 O_i 는 하나의 군 집합이며, 영상 내 $0 \leq i \leq |\Omega|$ 개의 물체가 있을 수 있다.

2.2. Maximum A Posteriori Formulation

영상이 주어졌을 때 영상 내 다수의 물체 중에 불특정 두 개의 물체가 선택되었을 때 두 물체가 상하대동맥일 확률은 베이즈의 법칙에 따라 아래의 확률을 최대화 하게 된다.

$$P(A_1, A_2 | I) = \frac{P(A_1, A_2, I)}{P(I)} \quad (2)$$

식2에서 분모는 특정 물체의 함수가 아니므로, 분자를 최대화하게 된다.

$$P(A_1, A_2, I) \propto P(I | A_1, A_2) P(A_1, A_2)$$

$$\max_X P(Y|X) P(X) \quad (3)$$

식3에서 $P(Y|X)$ 는 likelihood, $P(X)$ 는 사전분포이다.

2.3. Maximum Likelihood Function

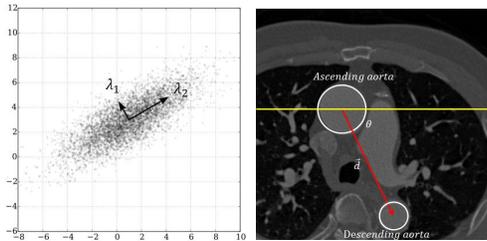


Fig. 2 K행렬의 PCA를 통한 Circularity 분석, 상하대동맥 간 기하학적 관계 분석

$$K = \begin{bmatrix} \sigma_{xx}^2 & \sigma_{xy}^2 \\ \sigma_{yx}^2 & \sigma_{yy}^2 \end{bmatrix}, f = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\max(\lambda_1, \lambda_2)} \quad (4)$$

K 는 공분산행렬로 해당 행렬의 고유값을 구하여 λ_1, λ_2 구하여 첫 번째 특징인 Circularity를 나타내는 특징을 추출할 수 있다. f_0 가 0에 가까워질수록 원의 특징을 가진다.

$$\vec{d} = \text{mean}(O_i) - \text{mean}(O_j)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{d_y}{d_x}\right), g = \frac{|\bar{\theta} - \theta|}{2\pi} \quad (5)$$

식 5에서 g_0 는 두 물체를 잇는 벡터 \vec{d} 의 각도를 이용하여 두 물체 간 기하학적 특징을 나타낸다.

$$h = \frac{|\vec{d} - \vec{d}|}{d} \quad (6)$$

식 6의 h_0 또한 두 물체 간의 기하학적 관계로 볼 수 있는데 두 물체 간 간격을 가지는 특징을 이용하였다. 위 언급된 3가지 특징들은 독립적인 변수로 사용되었을 때보다 3가지를 결합하였을 때 더 잘 검출되는 것을 확인하였다. 따라서 최종적인 에너지는 f, g, h가 선형적으로 결합된 형태가 된다.

$$e(O_i, O_j) = \alpha f(O_i, O_j) + \beta g(O_i, O_j) + \gamma h(O_i, O_j) \quad (7)$$

Fig.3에서 흰색 두 쌍은 검출된 대동맥 pair이다. z-축에 따라 검출되는 최소에너지 e의 분포는 아래와 같으며 가끔씩 관찰되는 peak는 영역화 및 물체 군집 등의 영향에 의하여 오류로 확인되었다.

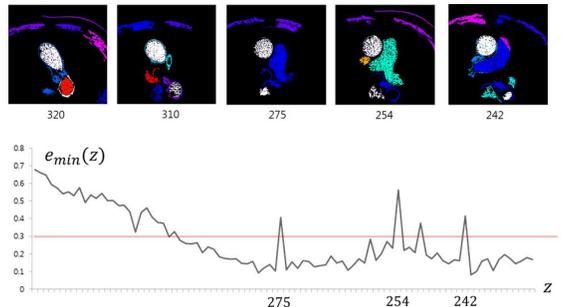


Fig. 3 Axial영상에 따른 최소 에너지 분석: 원모양의 물체가 드러나기 시작하면서 에너지값이 감소하는 것을 확인하였다. Peak(z=275, 254, 242)는 각도나 원형성 같은 부분에 대하여 penalty를 받아 순간적으로 값이 불안정함을 확인하였다.

대동맥이 보이지 않는 부분에서 시작하여 에너지 값 0.3정도 아래로 내려왔을 때 상하 대동맥이 모두 보이 기 시작하였다. 이는 해당 likelihood function이 잘 특 징을 나타내고 있다고 생각할 수 있다. Fig3과 같이 에너지 분포를 분석한 결과 0.3이하에서 신뢰성 있는 검출을 기대할 수 있었으며 해당 값을 Cut-off 값으로 사용하였다.

2.4. 실험결과

최신 심혈관영역화 알고리즘들이 공공데이터^[3]를 이용하여 검증을 많이 하고 있으며, 해당 데이터를 사용하여 다른 기법들과 성능을 비교해볼 수 있다. 또한 최신기법^[4]이 탑재된 상용워크스테이션(QAngioCT)에 서도 검출이 잘 되지 않는 경우의 데이터를 선택하여 제안된 기법에 적용한 결과 주어진 모든 케이스에 대 하여 검출되는 것을 확인하였다.



Fig. 4 왼쪽 : 2차원 특징 기반 대동맥 추정 결과, 중간 : 3차원에서 가시화된 대동맥 지역화 결과, 오른쪽 : 이를 이용한 3차원 대동맥 및 관상동맥 영역화 결과

Table 1 상용워크스테이션과의 비교

	Ours	QAngioCT ^[4]
Public Data	31/31	29/31
Selected Case	8/8	2/8

3. 결론

본 연구를 통하여 기존에 제안된 방법들에 비하여 강인한 정확성을 보여주었다. 성공 혹은 실패로 결정 되는 대동맥의 지역화는 실패의 경우 곧바로 자동혈관 검출의 실패로 이어지게 되므로 제안된 강인한 대동맥 검출기법을 기존에 제안된 대동맥 및 혈관 영역화기법 들의 전 처리 과정에 사용함으로써 신뢰성있는 자동혈 관검출 시스템을 구축할 수 있다. 해당기법이 강인하 게 잘 동작한다는 것을 증명하기 위하여 더 많은 데이 터를 수집하여 계속 실험을 진행 중에 있으며, 대동맥 검출 후, 관상동맥 자동 검출에 이르는 전반적인 시스 템에 대하여 향후 연구로 진행할 예정이다.

후 기

이 논문은 2016년도 정부(미래창조과학부)의 재원 으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연 구임 (No.R0101-16-0171, 다중의료영상을 활용한 3 차원 초정밀 시물레이션 기반 심·혈관 질환 진단-치 료지원 통합소프트웨어 시스템 개발)

참고 문헌

- [1] Lopez, A. D., Mathers, C. D., Ezzati, M., Jamison, D. T., & Murray, C. J. (2006). Global and regional burden of disease and risk factors, 2001: systematic analysis of population health data. *The Lancet*, 367(9524), 1747-1757.
- [2] Metz, C., Schaap, M., van Walsum, T., van der Giessen, A., Weustink, A., Mollet, N., ... & Niessen, W. (2008). 3D segmentation in the clinic: A grand challenge ii-coronary artery tracking. *Insight Journal*, 1(5), 6.
- [3] Schaap, M., Metz, C. T., van Walsum, T., van der Giessen, A. G., Weustink, A. C., Mollet, N. R., ... & Dikici, E. (2009). Standardized evaluation methodology and reference database for evaluating coronary artery centerline extraction algorithms. *Medical image analysis*, 13(5), 701-714.
- [4] Yang, Guanyu, et al. "Automatic centerline extraction of coronary arteries in coronary computed tomographic angiography." *The international journal of cardiovascular imaging* 28.4 (2012): 921-933.