

CT Angiography 영상에서 대동맥 추출을 위한 혈관 분할 알고리즘 성능 평가

김태형, 황영상, 신기영*

Performance evaluation of vessel extraction algorithm applied to Aortic root segmentation in CT Angiography

Tae-Hyong Kim, Young-sang Hwang, Ki-Young Shin*

요약 세계보건기구협회의 통계에 따르면 심장 혈관 질환의 발병률이 가장 높은 것으로 알려져 있다. CTA영상을 사용하여 관상동맥 및 대동맥 질환을 치료 및 검사할 수 있다. 혈관을 3차원으로 복원하는 과정이 의사의 숙련도에 따라 결과가 상이하하며 복원 시간이 길다는 단점이 있으며 이를 극복하고자 자동으로 정확한 혈관을 추출하는 연구들이 진행되어 왔다. 본 논문에서는 자동 및 반자동 분할 기법인 Region Competition, Geodesic Active Contour(GAC), Multi-atlas based segmentation, Active Shape Model(ASM) 알고리즘을 CTA영상에 적용하여 대동맥 기부를 추출하였으며 하우스도르프 거리, 볼륨, 영상처리속도, 사용자 관여 여부, 그리고 관상동맥 심문 검출률을 비교 및 분석하였다. 추출된 3차원 대동맥 모델 중 가장 높은 정확도를 나타낸 알고리즘은 GAC인 반면 사용자 관여가 가장 높았기 때문에 실제 시술에 적용하기 위해서는 자동 분할 알고리즘 개선이 필요하다

Abstract World Health Organization reported that heart-related diseases such as coronary artery stenoses show the highest occurrence rate which may cause heart attack. Using Computed Tomography angiography images will allow radiologists to detect and have intervention by creating 3D roadmapping of the vessels. However, it is often complex and difficult do reconstruct 3D vessel which causes very large amount of time and previous researches were studied to segment vessels more accurate automatically. Therefore, in this paper, Region Competition, Geodesic Active Contour (GAC), Multi-atlas based segmentation and Active Shape Model algorithms were applied to segment aortic root from CTA images and the results were analyzed by using mean Hausdorff distance, volume to volume measure, computational time, user-interaction and coronary ostium detection rate. As a result, Extracted 3D aortic model using GAC showed the highest accuracy but also showed highest user-interaction results. Therefore, it is important to improve automatic segmentation algorithm in future

Key Words : Aortic root, Computer-aided detection (CAD), Computed tomography angiography (CTA), Three-dimensional vessel segmentation, Geodesic Active Contour (GAC),

1. 서론

세계 보건기구협회 (WHO)의 통계에 따르면 심장질환으로 인한 사망률이 가장 높은 것으로 알

려져 있다. 심장 관련 질환 중에서도 가장 높은 발병률을 보이는 질환은 관상동맥혈관 질환이며 매년 71만 이상의 환자가 있다고 보고되고 있다.

This work was supported by the Technology Innovation Program (ATC: Advanced Technology Center, 10048523, Development of fluorography system under 50% irradiation dose with image quality on par with angiographic equipment to global leader in next generation) funded By the Ministry of Trade, industry & Energy(MI, Korea)
 *Corresponding Author : Korea Electrotechnology Research Institute (kysin79@gmail.com)

Received February 27, 2016

Revised March 10, 2016

Accepted March 19, 2016

관상동맥질환이란 혈관 내에 석회화로 인하여 심장으로 혈류가 흐르지 못하게 됨으로써 심장근육의 이상증후군 및 부정맥, 협심증 등이 나타난다. 관상동맥질환 및 대동맥을 치료 및 검사하는 방법(Computer-aided detection)으로는 혈관조영술이 있으며 이에 있어 X-ray angiogram, 그리고 CT angiography 영상 등을 사용한다. 현재 실제 수술하는 과정에서 혈관을 3차원으로 복원시켜 수술 중 X선 방사능 감소 및 의사에게 시술 중 혈관 정보를 시각화 할 수 있으며 스텐트 시술 시에 네비게이션 시스템에도 적용되었으며 현재까지도 꾸준히 사용되고 있다. 하지만, 혈관을 3차원으로 복원하는 과정이 의사의 숙련도에 따라 결과가 상이하며 이에 따라, 시술 시간이 늘어나는 단점 또한 존재한다[1]. 혈관의 3D 복원을 위한 기존의 논문들에서 혈관 추출 및 모델링에 관한 연구가 활발히 진행되어왔으며, Lesage et al. 연구에 따르면 혈관 추출 모델은 크게 사용자 상호작용, 최소 사용자 상호작용, 그리고 자동화 기법으로 나뉘는데 이는 사용자가 모델에 얼마만큼 관여를 하지는 여부이며 자동화기법을 제외한 나머지 기법들은 최소 한 개의 씨앗점 입력이 불가피 하다. 심혈관 추출 알고리즘은 크게 4가지로 나뉘어진다. 1) Vesselness filter, 2) Skeletonized based algorithm, 3) Tracking based algorithm, 그리고 4) Machine learning 기반의 알고리즘이다[2]. 이 논문에서는 최근까지 발표된 논문들의 결과를 비교 분석하였으며 가장 높은 정확도를 보인 연구는 Friman et al.이 발표한 결과로써 이는 사용자 상호작용기반의 추적기반 알고리즘(tracking based algorithm)을 사용하였다. 하지만 추적기반 알고리즘 방법은 영상에서 씨앗점을 수동으로 입력해야 한다는 단점이 있다[2, 3]. 이를 극복하고자, 최근 연구되고 있는 논문들이 사용자 상호작용 기반 알고리즘에서 자동화기반 알고리즘을 개발 또는 개선하는 연구가 진행되고 있다. 심혈관 분할 시, 시작 부위를 씨앗점으로 입력하기 위해 대동맥, 심장, 또는 관상동맥 심문 등을 자동으로 시작점을 추출함으로써 최소의 씨앗점을 이용하는 방법들도 제

안되었다[4, 5]. 하지만, 자동화 기반 알고리즘은 주변에 비슷한 그레이 레벨을 가지고 있는 장기들과의 구별이 쉽기 않기에 복원하고자 하는 부위 외에도 다른 장기까지 추출하는 오류를 발생 시키며 혈관 내에 발생하는 석회화 또는 영상의 품질에 따라서 혈관 추출 오류를 야기한다[5]. 하지만, Multiple hypothesis template tracking, Active Appearance Model 등의 알고리즘은 본 논문에서 적용 할 4가지의 알고리즘 (Region Competition, Geodesic Active Contour algorithm (GAC), Multi-atlas based segmentation, Active Shape Model(ASM))과 달리 처리속도가 느리기에 실시간 정보를 필요로 하는 분야 특히 의료영상처리에는 적용되지 못하였다[6, 7]. 이러한 단점을 극복하고자 영상의 크기를 다양한 보간법을 사용하여 압축함으로써 영상처리속도를 증가시키는 연구가 진행된 바 있다[8]. 최근 논문들에 따르면 Zheng et al.(2010)은 C-arm X-ray 영상에서 Marginal Space Learning 알고리즘을 사용하여 자동으로 Aortic root를 추출하였으며, Lavi et al은 CT 영상에서 2D watershed-base 알고리즘을 사용하여 대동맥을 시술 중 실시간으로 추출하는 연구를 발표하였다[9]. Zhao et al (2006)은 MR 영상을 기반으로 반자동기법을 개발하였으며 이는 씨앗점을 입력함으로써 fast marching method와 그래프 컷 기법을 사용하였다. 또한, Elatter et al. 연구진은 CTA 영상에서 3D Normalized cuts 알고리즘을 사용하여 자동적으로 대동맥 기부 및 상행대동맥을 추출하는 모델을 개발하였다[10, 11].

본 논문에서는 대동맥 분할 모델에 적용될 표준 트레이닝 세트는 CTA영상으로 기반으로, ITK-SNAP Software을 사용하여 30명의 환자영상을 바탕으로 대동맥 분할을 하였으며, 이 결과를 기준으로 트레이닝 세트를 만들었다[8, 12]. 본 논문에서 사용한 4가지의 알고리즘을 적용하여 얻은 대동맥 추출 결과를 검증하기 위한 평가 지표로써 하우스도르프 거리, 추출 혈관 볼륨, 처리속도, 사용자 관여 여부, 그리고 관상동맥 심문 검출률을 ITK-SNAP tool의 결과를 기준으로 하여

GAC algorithm, Multi-atlas based segmentation algorithm, ASM 알고리즘 적용결과와 비교 분석하였다.

2. 방법 및 알고리즘

2.1 재료 및 영상 전처리과정

본 연구에서 사용된 영상은 CT 스캐너로 촬영 시 요오드 조영제를 환자에 투여하여 혈관 및 환자의 다양한 장기를 정확하게 시각화시킨 CTA 영상이다. 본 연구에서는 30명의 환자 데이터를 사용하였으며 영상 데이터는 Rotterdam Coronary Artery Algorithm Evaluation Framework으로부터 제공 받았다[7]. 원 영상의 평면 내 크기는 512 x 512 이며 평균 픽셀 값은 0.262 x 0.262 x 0.4이다. 영상처리 시 처리속도를 향상시키기 위해 전처리 단계로 영상의 크기를 큐빅 스플라인 보간법을 사용하여 1/2로 다운샘플링 하였다[12]. 본 연구에서 사용된 CTA 영상은 다양한 형태의 뼈, 혈관 그리고 장기를 포함 하고 있으며 영상 히스토그램 분포도 분석 결과, 혈관 및 장기의 픽셀 값은 850에서 1700 HU 분포 내에 있다. 따라서 영상의 픽셀 값을 조절하여 영상에서 심장 외 다른 부위 예를 들어 폐혈관, 관상동맥 석회화 등을 제거하기 위하여 마스크 영상 $I(x)$ 를 만들었으며 마스크 영상의 임계치값 L_{vessel} 과 V_{calc} 은 각각 850과 1700으로 지정하였다[11]. 그림 1은 입력 영상의 임계치 값을 변환한 마스크 영상의 결과이다.

$$\tilde{I}(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } I(x) < L_{vessel} \\ I(x) & \text{if } L_{vessel} \leq I(x) \leq V_{calc} \\ 0 & \text{if } I(x) > V_{calc} \end{cases} \quad (1)$$

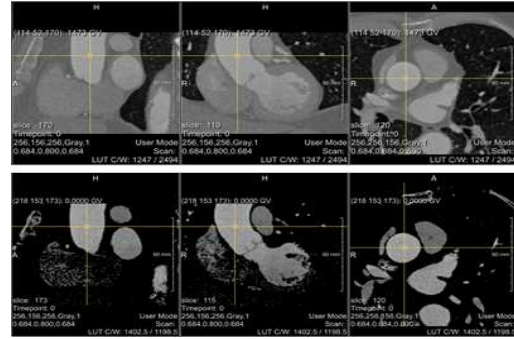


그림 1. 입력 영상의 임계치 값을 변환 시킨 마스크 영상 결과 (위 그림: 원영상, 아래 그림: 마스크 영상)
Fig. 1. Construction of mask image by removing the pixel values below 850 and above 1700 (Upper Image: input image, Lower image: Mask image)

2.2 대동맥 추출을 위한 GUI & software

본 연구에서는 CTA 영상을 통해 대동맥을 추출하는 알고리즘을 구현 및 분석하였으며, 대동맥을 추출 시 4가지의 추출 알고리즘을 사용 하였다 1) Region Competition algorithm, 2) Geodesic Active Contours(GAC), 3) multi-atlas based segmentation algorithm, 그리고 4) Active shape model (ASM) [12, 13, 14, 15]. 대동맥 추출을 위해 사용한 Region Competition 알고리즘 구현에는 ITK-SNAP tool software 을 사용하였으며, 많은 임상 검사실에서 소프트웨어를 사용하여 피상핵 또는 원심실을 추출 시 카파 분석 결과는 0.94~ 0.99로 나타났다 [1]. GAC을 사용하여 대동맥 추출 모델을 구현하기 위하여 MeVisLab (<http://www.mevislab.de>)을 사용하였으며, 이는 C++ 기반의 open source 소프트웨어로써 ITK 와 Visualization Toolkit (VTK) 알고리즘을 모듈화 시킨 의료영상처리 소프트웨어이다. 또한, multi-atlas based segmentation algorithm 을 구현하기 위해 사용한 프로그램은 H3D CTA cardiac segmentation으로 elastic 기반의 오픈소스 프로그램이며 이는 Cygwin 64bit 프로그램을 사용하였다[14]. 마지막으로 ASM 알고리즘을 사용하여 대동맥 추출 모델을 얻어내기 위해 사용한

프로그램은 MATLAB®7.14.0 (The Maths Inc., Natick, MA, USA)이다.

2.3 대동맥 추출 알고리즘

이미지 분할 기법을 통해 다양한 의료 영상에서 환자의 질병에 따라 장기, 혈관, 종양 등을 검출 및 추출하는 다양한 알고리즘이 개발되었다. 본 연구에서는 선행 연구들에서 개발된 알고리즘 중 4가지를 대동맥 추출 모델에 적용하였다. 적용된 알고리즘은 반자동 기법인 Region Competition 알고리즘과 GAC 알고리즘이며 자동화기법인 multi-atlas based segmentation algorithm과 ASM이다.

Region competition과 GAC 알고리즘은 3차원 공간에서 활성 윤곽선을 추출하는 기법으로, 영상 내에 추출하고자 하는 부분에서 윤곽선을 닫혀져 있는 평면 $C(u, v; t)$ 에서 변수들 u, v 그리고 시간 변수 t 에 따라 늘려가는 방법이다. 윤곽선 전개는 다음과 같은 편미분 방정식으로 계산된다. (식 2)에서의 \vec{N} 은 윤곽선의 단위 법선이며 F 는 윤곽선으로 가해지는 다양한 물리력의 합을 나타낸다[13].

$$\frac{\partial}{\partial t} C(t, u, v) = F\vec{N} \quad (2)$$

Region Competition과 Geodesic Active Contour의 차이점은 전자의 경우 추출하고자 하는 영역과 백그라운드의 복셀 확률지도 (voxel probability maps)값을 바탕으로 영상 윤곽선에 작용하는 외력을 계산하는 방법으로써 계산식은 다음과 같다 (식 3). 복셀 확률 지도는 퍼지 임계값을 사용하여 추정한다[12].

$$F = \alpha(P_{obj} - P_{bg}) + \beta K \quad (3)$$

GAC의 경우 영상의 밝기의 기울기 크기 값을 통하여 외력을 계산 하는 방식이며, g_1 은 입력 영상의 기울기 크기로부터 얻어진 속도함수이며 k

는 윤곽선의 평균 곡률 값, 그리고 \vec{N} 는 외력을 조절 할 수 있는 가중치 값을 나타낸다. (식 4)

$$F = \alpha g_1 + \beta k g_1 + \gamma (\nabla g_1 \cdot \vec{N}) \quad (4)$$

Region Competition 알고리즘의 경우 추출하고자 하는 물체의 픽셀값 범위가 물체의 백그라운드 값보다 명확한 경우 적합한 반면 GAC 알고리즘의 경우 분할하고자 하는 물체의 경계선의 픽셀 값이 명확한 경우에 사용이 적합하다.

Multi-atlas based segmentation 기법은 자동으로 심장 및 심실을 분할하는 모델로써 많은 환자의 CTA 영상을 바탕으로 새로운 CTA 영상에 정합하여 분할하는 방법이다. 이 알고리즘은 크게 4단계로 나누어지는데 1) 다중 아틀라스 데이터베이스를 구축한 후 2) 다중 아틀라스 분할 3) 새 입력 영상과의 정합 4) 변수 최적화 순으로 개발되었다. 다중 아틀라스 데이터는 방사선 전문의가 직접 윤곽선 주석을 달았으며 본 연구에서는 그 중 8개의 데이터를 사용하여 트레이닝 하였다. 환자 영상 P 는 비강체 정합 알고리즘을 사용하여 모든 이미지에 정합하는 기법이며 다수 투표 기반 알고리즘을 적용하였다. N 개의 트레이닝 데이터를 새로운 환자 영상에 정합하는 계산식은 다음과 같다 (식 5).

$$\hat{T} = \arg \max C(P, A_i \circ T_i) \quad (5)$$

Multi-atlas based segmentation 알고리즘을 적용해 얻은 심장 및 심실 영상은 8개의 분류 영역으로 나누어지며 이 중 대동맥만 추출하기 위해 영역 성장 알고리즘을 사용하여 대동맥만을 분할하였다.

마지막으로 본 연구에서 사용된 알고리즘은 Cootes and Taylor가 개발한 Active Shape Model (ASM) 알고리즘으로 분할하고자 하는 물체의 형태학적 정보 및 영상의 로컬 텍스처 정보를 사용하여 이를 주성분 분석을 통해 얻어진

평균 형상, 텍스처 정보 패턴, 그리고 모형의 특징 점 정보를 새로운 영상에 적용하는 알고리즘으로써 얼굴트래킹 및 인식분야에 많이 사용되어 왔다. 트레이닝 데이터 영상들에서의 분할하고자 하는 물체의 형상 변형을 Point Distribution Model (PDM)로 만들며 3차원 형상은 1차원벡터로 나타낸다. 이 후 얻어진 형상 모델을 사용하여 새로운 입력 영상에서 원하는 물체를 분할하는 기법이다. 데이터의 차원을 줄이기 위해 주성분 분석을 통하여 평균 형태를 만들며 평균 물체 형상은 다음의 식으로 계산된다[8]. (식 6)

$$\bar{X} = \frac{1}{s} \sum_{i=0}^s x_i \quad (6)$$

공분산행렬 S 의 고유벡터는 형상 변화를 나타내며 데이터 세트의 형상 X는 다음의 식으로 나타낼 수 있다. (식 7)에서 X는 분할하고자 하는 물체의 형상 정보는 트레이닝 데이터 세트에서의 평균 형상 정보, 그리고 P는 공분산행렬 S의 고유벡터 값이다.

$$X = \bar{X} + Pb \quad (7)$$

따라서 분할하고자 하는 물체 즉 대동맥의 형상과 지역 그레이 레벨 정보를 통해 새로운 영상에서의 물체를 회전, 스케일링, 이동, 그리고 다양한 변수를 통하여 찾아낼 수 있다[14].

2.4 통계분석

본 연구에서는 CTA영상에서 대동맥 추출을 위한 4가지 알고리즘은 구현 하였으며 이를 정량적으로 비교 분석 하였으며, 분석 방법으로 1) 하우스도르프 거리로 거리가 정의되어 있는 공간상에 있는 2개의 점군데이터 세트의 최대 거리 계산법이며 이를 계산하기 위해 Meshlab ver. 1.3.3 64bit 프로그램을 사용하였으며, 2) 추출된 대동맥의 총 볼륨을 계산 및 비교 분석하였다.

3. 결과

3.1. CT angiography 영상에서 사용한 4가지 혈관 추출 알고리즘 성능평가

CTA영상에서 대동맥만을 추출하고자 4가지의 알고리즘을 구현하였으며, 이는 1) Region Competition 2) Geodesic Active contour 3) multi-atlas based segmentation algorithm 그리고 4) Active shape Model 이다. 추출된 대동맥을 비교 분석하기 위해 하우스도르프, 추출된 모델의 볼륨, 영상처리 속도, 대동맥 추출 시 사용자 상호 작용 (User interaction), 그리고 대동맥 밑단에 위치한 관상동맥 심문 탐지 여부로 나누었다. 대동맥 추출 알고리즘 4가지 중 ITK-SNAP Tool을 이용하여 얻어진 결과를 기준으로 지정하여 나머지 3가지 알고리즘의 결과를 분석하였으며 그 결과는 다음과 같다. 표 1은 GAC, Multi-atlas based segmentation, 그리고 ASM 결과를 하우스도르프 거리를 구하였으며, 각각의 결과는 평균 0.681 ± 0.185 , 2.239 ± 0.948 , 2.478 ± 0.798 로 나타났으며 RMS 값은 1.159 ± 0.297 , 3.314 ± 1.515 , 그리고 3.654 ± 1.201 로 나타났다. 따라서 ITK-SNAP tool을 이용하여 얻어진 결과를 기준으로 가장 정확한 추출 결과를 보인 알고리즘은 GAC 이었으며, ASM을 이용한 대동맥 추출 결과가 가장 낮게 나타났다. 그림 2는 4가지 알고리즘을 사용하여 대동맥 분할 결과를 입력 영상에 덮어씌운 그림이며, 왼쪽 위 그림이 ITK 알고리즘을 사용하여 얻은 결과이다.

표 1. 3가지 알고리즘 (GAC, ASM, Multi-atlas based segmentation)을 적용하여 대동맥 분할결과를 Mean Hausdorff distance measure으로 정확도 분석 결과
Table 1. Mean Hausdorff distance measure of aortic root segmentation results for 3 different algorithms (GAC, ASM, Multi-atlas based segmentation)

Aortic root (Mean Hausdorff distance)						
n=30	ITK-GAC	RMS	ITK-Multi-atlas	RMS	ITK-ASM	RMS
Avg	0.681	1.159	2.239	3.314	2.478	3.654
Std	0.185	0.297	0.948	1.515	0.798	1.201

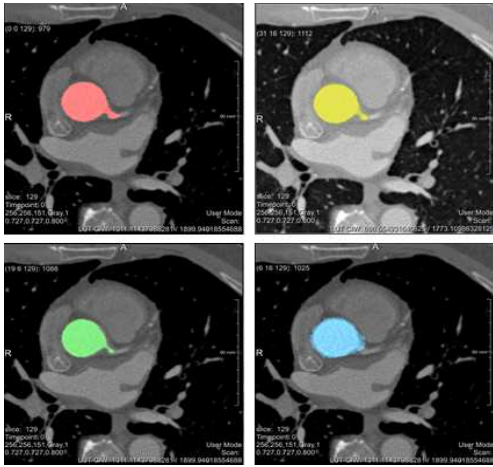


그림 2. 4가지 알고리즘 (ITK, GAC, ASM, Multi-atlas based segmentation)을 사용하여 얻은 대동맥 분할 결과 (빨간색: ITK, 노란색: GAC, 초록색: ASM, 하늘색: Multi-atlas based segmentation)

Fig. 2. Applying 4 different algorithms (ITK, GAC, ASM, Multi-atlas based segmentation) to segment aortic root (ITK: red, GAC: yellow, ASM: green, Multi-atlas based segmentation: light blue)

표 2는 4가지의 알고리즘을 사용하여 CTA 영상으로부터 추출한 대동맥의 총 볼륨을 계산한 값이며, 각각의 알고리즘의 대동맥 추출 볼륨 값 (ml)은 38.707 ± 11.765 , 38.446 ± 11.901 , 34.076 ± 10.676 , 41.398 ± 11.719 이다. 표 2는 4가지의 알고리즘을 사용하여 추출된 대동맥의 볼륨 값을 ITK-SNAP tool 결과를 기준으로 정규화 시킨 결과이다. GAC 알고리즘을 사용한 결과의 경우 ITK-SNAP tool과 비교한 결과 0.99로 나타났으며, Multi-atlas based segmentation 결과의 경우는 1.23, 그리고 ASM의 결과는 0.88로 나타났다. 따라서 추출된 대동맥의 볼륨을 비교 및 분석 결과 GAC를 사용한 결과가 가장 비슷한 결과를 나타냈으며, Multi-atlas based segmentation 모델 결과의 경우 ITK-SNAP tool의 결과보다 높게 나타났다. 그림 3은 4가지 알고리즘을 사용하여 얻어진 대동맥 기부의 3D 렌더링 결과이다.

Total Volume (ml)				
	ITK (Normalized)	GAC (Normalized)	ASM (Normalized)	Multi-atlas (Normalized)
n=30				
Average	38.707 (1)	38.446 (0.991)	34.076 (0.887)	41.398 (1.236)
st.dev	11.765 (0)	11.901 (0.022)	10.676 (0.063)	11.719 (0.15)

표 2. 4가지 알고리즘 (위: ITK, GAC, 아래: ASM, Multi-atlas based segmentation)을 적용하여 분할된 대동맥의 볼륨 결과

Table 2. Total volume of aortic root segmentation results for 4 different algorithms (Upper: ITK, GAC, Lower: ASM, Multi-atlas based segmentation)

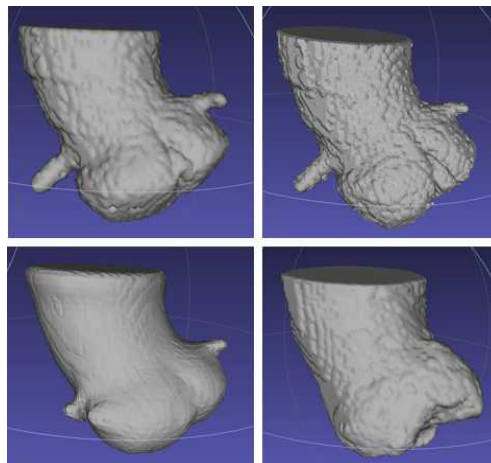


그림 3. 4가지 알고리즘 (ITK, GAC, ASM, Multi-atlas based segmentation)을 사용하여 얻은 대동맥 분할 3D 렌더링 결과 (왼쪽 상단에서 시계방향으로 4가지 알고리즘 순서: ITK, GAC, Multi-atlas based segmentation, ASM)

Fig. 3. 3D rendering results of 4 different algorithms applied (ITK, GAC, ASM, Multi-atlas based segmentation) to segment aortic root (clock-wised from left top corner: ITK, GAC, Multi-atlas based segmentation, ASM)

3차원 대동맥 추출 결과를 실제 수술에 적용하기 위해서는 영상처리 속도 또한 중요한 변수이다. 표 3은 각각의 알고리즘의 영상처리속도 결과이다. 자동화기법인 Multi-atlas based segmentation과

ASM 알고리즘을 새로운 입력 영상에 적용한 경우 평균 900초, 그리고 97.5초가 걸렸으며, Semi-Automatic 기법인 ITK-SNAP tool과 GAC의 경우 평균 6초, 그리고 25초가 걸렸다. ASM기법의 경우 기존에 얻어진 트레이닝 데이터를 사용하기 때문에 트레이닝 데이터셋을 얻어내는 데 걸린 시간은 935초로 나타났다. 따라서 실시간 3차원 대동맥 추출 결과를 적용을 위해서는 ITK-SNAP tool 또는 GAC기법이 적합하다.

표 3. CTA영상에서 대동맥 분할 시 4가지 알고리즘의 (ITK, GAC, ASM, Multi-atlas based segmentation) 영상처리 속도 결과 (sec)
 Table 3. Computational time (sec) for 4 algorithms (ITK, GAC, ASM, Multi-atlas based segmentation) to segment aortic root from CTA image

n=30	Training (sec)	Apply (sec)
ITK	None	6
GAC	None	25
Multi-atlas based segmentation	N/A	900
ASM	935	97.5

3.2 대동맥 특징 추출 및 사용자 상호작용 결과

기존 연구 결과들의 동향에 따르면, 영상 추출 기법은 가장 높은 정확도를 나타내는 사용자 상호작용, 반자동, 그리고 영상처리 속도가 빠른 자동화 기반의 알고리즘으로 나누어진다. 본 연구에서 사용한 4개의 알고리즘은 크게 반자동과 자동화 기법이며, 반자동기법에는 ITK-SNAP tool 모델과 GAC모델 그리고 자동화기법에는 Multi-atlas based segmentation과 ASM알고리즘을 사용하였다. 영상 추출에서 사용자의 관여도는 알고리즘의 특성에 따라 씨앗점 즉, 알고리즘 작동 시 시작점을 나타낸다. ITK-SNAP tool 모델의 경우 1개의 씨앗점을 사용하였으며, GAC 모델의 경우 평균 2.9개의 씨앗점을 사용한 반면, Multi-atlas based segmentation과 ASM의 경우 씨앗점을 사용하지 않았다.

마지막으로, 대동맥 밑단에 위치한 관상동맥 심문 탐지 검출률 결과에 따르면 자동화기법인

ITK-SNAP와 GAC의 경우 모든 데이터 세트에서 관상동맥 심문을 검출한 반면, Multi-atlas based segmentation 알고리즘의 경우 관상동맥 심문을 검출하지 못하였고, ASM의 경우 총 30개의 데이터 세트 중 23개의 데이터 세트에서 검출하였다.

4. 결론

본 논문에서는 CTA 영상에서 대동맥 밑단을 추출하는 알고리즘들을 비교 분석하였으며, 알고리즘들의 성능 분석 및 평가를 통하여 실제 심혈관 질환 시술에 사용 적합한 알고리즘을 제안하였다. 대동맥 밑단 추출 알고리즘으로 1) Region Competition, 2) Geodesic active contour, 3) Multi-atlas based segmentation 4) Active Shape Model을 사용하였다. 반자동으로 대동맥을 분할하는 Region Competition을 기준으로 GAC 알고리즘이 가장 높은 정확도를 나타낸 반면, ASM이 가장 낮은 정확도를 나타냈다. 또한, GAC알고리즘이 보다 빠른 처리속도를 보였으며 Multi-atlas based segmentation의 처리속도가 느렸다. 대동맥 밑단에 위치한 관상동맥 심문 검출률은 GAC 알고리즘이 가장 높았으며, Multi-atlas based segmentation의 경우 검출을 하지 못하였다.

향후 3차원으로 분할된 대동맥을 환자 시술영상 C-arm X-ray angiogram에 적용할 경우 GAC 알고리즘을 사용해 얻은 결과가 정확도면에서는 정확하며 관상동맥 심문이 시술에 필요한 경우 적합한 반면 의사가 대동맥 분할 과정에 관여를 해야 하는 단점이 있다. 따라서 자동으로 분할하는 알고리즘을 개선한다면 분할 정확도는 반자동 알고리즘의 결과보다 낮지만 사용자의 편의성이 높아질 것으로 사료된다. 또한 향후 듀얼에너지 기반의 CTA 영상을 통해 대동맥 분할의 정확도 향상에 기여할 것으로 사료된다.

REFERENCES

[1] J. S. Yoon, T. S. Choi, "3D mechanical

- model based pulmonary nodule segmentation in CT images”, 한국정보전자통신기술학회논문지, Vol. 8, No. 4, pp.319-326. 2015.
- [2] P. A. Yushkevich, J. Piven, H. C. Hazlett, R. G. Smith, S. Ho, J. C. Gee, G. Gerig, “User-guided 3D active contour segmentation of anatomical structures: Significantly improved efficiency and reliability, NeuroImage, Vol. 31, No. 3, pp. 1116-1128, 2006.
- [3] D. Lesage, E. D. Angelini, I. Bloch, G. Flunka-lea, “A review of 3D vessel lumen segmentation techniques: Models, features, and extraction schemes”, Medical image analysis, Vol. 13, No. 6, pp. 819-845, 2009.
- [4] K. Krissian, H. Bogunovic, J. M. Pozo, M. C. Villa-Uriol, A. F. Frangi, “Minimally Interactive Knowledge-based Coronary Tracking in CTA using a Minimal Cost Path”, In 2008 MICCAI Workshop-Grand Challenge Coronary Artery Tracking. The Midas Journal, 2008
- [5] J. L. Waechter, R. Kneser, G. Korosoglou, J. Peters, N. H. Bakker, R. V. D. Boomen, J. Weese, “Patient Specific Models for Planning and Guidance of Minimally Invasive Aortic Valve Implantation”, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2010, pp. 526-533, 2010.
- [6] C. Kirbas, F. Quek, “A review of vessel extraction techniques and algorithms”, ACM Computing Surveys (CSUR), Vol. 36, No. 2, pp. 81-121, 2004.
- [7] M. Schaap, C. T. Metz, T. V. Walsum, A. G. Giessen, A. C. Weustink, N. R. Mollet, C. Bauer, H. Bogunovic, C. Castro, X. Deng, E. Dikici, T. O'Donell, M. Frenay, O. Friman, M. H. Hoyos, P. H. Kitslaar, K. Krissian, C. Kuhnel, M. A. Leung-oro, M. Orkisz, O. Smedby, M. Styner, A. Szymczak, H. Tek, C. Wang, S. K. Warfield, S. Zambal, Y. Zhang, G. P. Krestin. W. J. Niessen, “Standardized evaluation methodology and reference database for evaluating coronary artery centerline extraction algorithms”, Medical Image Analysis, Vol 13, pp. 701-714, 2009.
- [8] X. G. Y. S, X. Li, D. Tao, “A review of Active Appearance Models”, Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactins on, Vol. 40, No. 2, pp. 145-158, 2010.
- [9] Y. Zheng, M. John, R. Lao, J. Boese, U. Kirschstein, B. Georgescu, S. K. Zhou, J. Kempfert, T. Walther, G. Brockmann, D. Comaniciu, “Automatic Aorta segmentation and Valve Landmark Detection in C-arm CT:Application to Aortic Valve Implantation, Medical Imaging, IEEE Transactions on, Vol. 31, No. 12, pp. 2307-2321, 2012.
- [10] F. Zhao, H. Zhang, A. Wahle, T. D. Scholz, M. Sonka, “Automated 4D segmentation of Aortic Magnetic Resonance Images”, In BWMVC, pp. 247-256, 2006.
- [11] M. A. Elattar, E. M. Wiegerinck, R. N. Planken, E. Vanbavel, H. C. Van Assen, J. B jr, H. A. Marquering, “Automatic segmentation of the aortic root in CT angiography of candidate patients for transcatheter aortic valve implantation”, Medical & biological engineering & computing, Vol. 52, No. 7, pp. 611-618, 2014.
- [12] O. Friman, C. Kuhnel, H. O. Peitgen, “Coronary Centerline Extraction Using Multiple Hypothesis Tracking and Minimal Paths”, In: Proc MICCAI, 2008.
- [13] S. C. Zhu, A. Yuille, “Region Competition: Unifying Snakes, Region Growing, and Bayes/MDL for Multiband Image Segmentation”, IEEE Transactions on pattern

analysis and machine intelligence, Vol 18, No. 9, pp. 884-900, 1996.

[14] A. Dopfer, H. H. Wang, C. C. Wang, "3D Active Appearance Model Alignment using intensity and range data", Robotics and Autonomous Systems, Vol. 62, No. 2, pp. 168-176, 2014.

[15] H. A. Kirisli, M. Schapp, S. Klein, "Evaluation of a multi-atlas based method for segmentation of cardiac CTA data: a large-scale, multicenter, and multivendor study", Medical physics, Vol. 37, No. 12, 2010.

저자약력

김 태 형(Tae-Hyong Kim) [회원]



- 2012년 11월 : 토론토 대학교 생명과학과 (학사)
- 2014년 9월 ~ 현재 : 성균관대학교 바이오메카트로닉스학과

<관심분야> 머신 러닝, 의료 영상처리

신 기 영(Ki-Young Shin) [중심회원]



- 2004년 2월 : 성균관대학교 바이오메카트로닉스학과 (학사)
- 2006년 2월 : 성균관대학교 바이오메카트로닉스학과 (석사)
- 2011년 2월 : 성균관대학교 바이오메카트로닉스학과 (박사)
- 2010년 12월 ~ 현재 : 한국전기연구원 선임연구원

<관심분야> 컴퓨터 비전, 의료영상처리, 생체 신호처리

황 영 상(Young-sang Hwang) [정회원]



- 2011년 2월 : 가톨릭대학교 미디어공학 (학사)
- 2013년 3월 : 서울 대학교 의학과 (석사)
- 2014년 10월 ~ 현재 : 잼스 메디컬 기술 연구소

<관심분야> 병렬처리, 의료 영상처리