

딥러닝 기반 혈관내 초음파 영상(IVUS)에서의 혈관 분할 기법

김세근* · 장영걸** · 하성민* · 심학준*** · 장혁재****

Segmentation of Coronary Arteries in Intra-vascular Ultrasound Images using Deep Neural Networks

Sekeun Kim*, Yeonggul Jang**, Seongmin Ha*,
Hackjoon Shim***, Hyuk-Jae Chang****

Abstract :

Accurate segmentation of coronary arteries is important for diagnosis of cardiovascular diseases. We suggests a fully convolutional neural network to delineate the boundaries of wall and lumen of a coronary arteries in intra-vascular ultrasound (IVUS) image. We transformed image to polar coordinates of images, since convolution neural network is not rotation-invariant. In our experiments, proposed network trained with polar coordinates of IVUS dataset shows most robust results for the quantitative analysis of coronary arteries of IVUS.

1. 서 론

혈관 내 초음파 영상을 이용하여 혈관의 내강 및 외강 경계를 추출하는 것은 심혈관 질환 판단에 있어 중요한 역할을 한다. 본 논문에서는 딥러닝 기법을 이용하여 내강 및 외강 분할 방법을 제안한다. 또한 제한된 영상의 수로 데이터 증강 기법을 이용하여 학습을 진행하는 방법 이외에 이미지 변형을 통하여 네트워크의 혈관 분할 성능을 높일 수 있는 방법을 제안한다. 다양한 네트워크를 사용하여 성능 비교를 한 결과, 기존 사용된 네트워크 방법보다 정확한 경계면을 검출하여 제안된 네트워크의 유용성을 검증하였다.

2. 본 론

2.1. 데이터셋

혈관 내 초음파 영상 데이터는 512×512 크기로 획득 되었으며, 숙련된 영상 분석전문가가 혈관의 외벽과 내벽의 마스크 영상을 획득하였다. 마스크 영상은

3가지 라벨(혈관 외 부분, 혈관 내벽, 혈관 외벽)로 이루어져있다. 총 35명의 데이터를 획득하였으며, 훈련 데이터 셋으로는 28명 테스트 데이터 셋으로는 7명의 영상을 이용하여 진행하였다. 위크스테이션의 성능에 상응하는 연산량 배분을 위해 네트워크 훈련에 사용한 데이터의 크기는 256×256으로 축소되었다. 데이터는 2명의 숙련된 전문가 반자동 방식으로 수정을 진행하여 획득되었으며 소프트웨어 (QIvus, Medis Medical Imaging Systems)를 사용하여 진행되었다. iLab IVUS (Boston Scientific, Freemont)을 통하여 환자의 혈관내초음파 영상을 획득하였다.

2.2. 전처리 과정

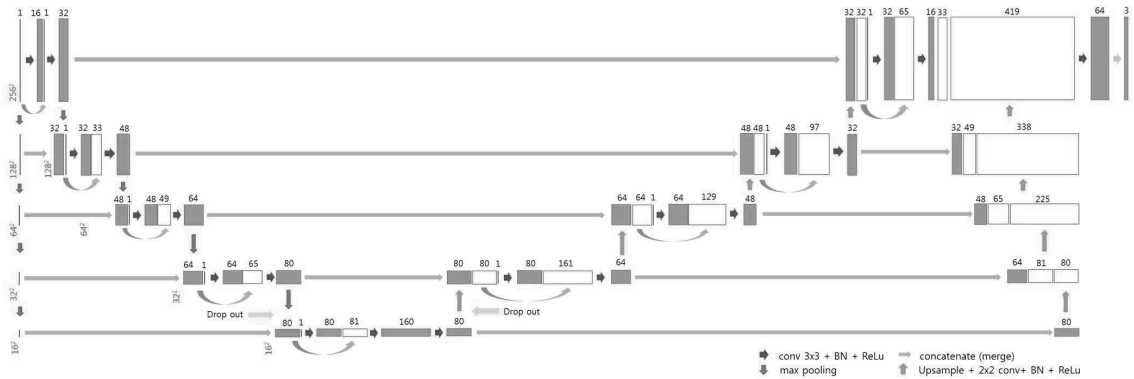
훈련을 위한 데이터셋 구성에 있어, 2가지 데이터 셋을 이용하였다. 첫 번째 데이터 셋은 획득 장치로부터 얻은 이미지를 이용하였으며 두 번째 데이터 셋은 좌표계 변환을 통하여 극좌표계상에서의 이미지를 사용하였다. 입력영상의 회전 변화에 취약한 합성곱 신경망의 특징을 고려하여 전처리를 통해 이동 변화의 문제로 전환하여 이미지 분할 성능을 향상시키고자 하였다.

* 연세대학교 의과대학 생체공학협동과정

** 연세대학교 의과대학 의과학과

*** 연세대학교 심장융합영상연구센터

**** 연세대학교 의과대학 내과학교실 심장내과



2.3. 네트워크 구조

네트워크는 수축 단계와 확장 단계 두 가지 주된 경로와 각각 Max pooling와 Up-sampling의 과정을 거치는 왼쪽, 오른쪽 다리 층으로 이루어져 있다. 수축, 확장 층은 2개의 3×3 Convolution 층과 2×2 Max pooling 또는 Up-sampling 층이 반복적으로 이루어져 있다. 수축 층에서 Max pooling을 통과하며 특징맵의 크기를 절반으로 줄여 입력 영상에서의 위치 정보를 손실하게 된다. 수축 층에서의 특징맵을 같은 깊이의 확장 층에 해당되는 특징맵으로 전달함으로써 위치 정보의 손실을 보완하였다. 왼쪽, 오른쪽 다리 층에 있는 각각의 특징맵은 수축 및 확장 단계 층의 특징맵으로 전달되었다.⁽¹⁾ 네트워크의 가장 마지막 층에서는 목적에 맞는 클래스 값(혈관 이외 부분, 혈관 내벽, 혈관 외벽)으로 구성하였다.

2.4 Implement Details

텐서플로우 버전 1.2.1을 사용하였으며, 훈련을 위한 하드웨어의 성능으로는 그래픽 카드 Titan Xp (12GB)를 사용하였다. 배치의 크기는 15이며 훈련은 약 36시간이 소요되었다. 제시된 네트워크로 Adaptive Moment Estimation의 최적화 기법을 사용하여 훈련을 진행하였다.

3. 결과 및 결론

이미지 분할에서 좋은 평가를 받고 있는 U-net⁽²⁾과 비교하여 사용한 네트워크의 성능 평가를 진행하였다. 또한 동일 네트워크 상에서 좌표계 변형 전/후 혈관 내 초음파영상을 이용하여 학습을 하여 결과를 비교하였다. 학습에 사용된 영상은 28,435개의 영상을 사용하였으며, 성능 평가를 위한 영상은 8,315개의 영상을 사용하였다. 네트워크 성능평가에 있어 참값과 예측 값

의 중복되는 영역의 비율을 계산하는 Dice similarity coefficient(DSC)를 사용하였다. 본 논문의 결론은 다음과 같다.

- 1) 사용된 네트워크는 이미지 분할영역 기법인 U-net 네트워크 구조보다 결과 내 초음파 영상의 혈관 분할에 효과적인 구조임을 보였다.
- 2) 의료영상의 학습에 있어 영상 수의 증감 없이 동일한 영상의 수로 네트워크 성능을 향상시킬 수 있음을 보였다.

Fig. 1. 네트워크의 예측 영상 비교 (초록색: 혈관 내벽 영역, 빨간색: 혈관 외벽 영역) (a) 참값 영상 (b) U-net 예측 영상 (c) 제안된 네트워크의 예측 영상

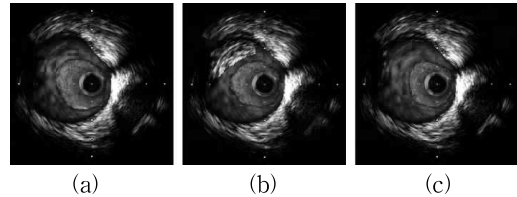


Table. 1. U-net 및 제안된 네트워크에서의 정량적 분석 결과 (DSC) 분석 결과표.

Data #	Cartesian coordinates				Polar coordinates	
	U-net		Proposed Network		Proposed Network	
	Wall	Lumen	Wall	Lumen	Wall	Lumen
01	0.736	0.811	0.744	0.861	0.791	0.936
02	0.588	0.612	0.724	0.866	0.668	0.868
03	0.684	0.802	0.790	0.924	0.797	0.946
04	0.828	0.909	0.807	0.901	0.866	0.960
05	0.802	0.877	0.798	0.864	0.845	0.950
06	0.746	0.827	0.792	0.851	0.734	0.914
07	0.757	0.866	0.782	0.887	0.787	0.937
Avg	0.734	0.815	0.777	0.879	0.784	0.930

참고 문헌

- (1) Y. J. e. al., "Automatic Segmentation of LV and RV in Cardiac MRI," no. STACOM workshop in MICCAI 2017, 2017.
- (2) O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," arXiv preprint arXiv:1505.04597, 2015.7.