

복부 CT 영상에서 자동으로 충수돌기중심을 찾는 딥러닝 모델 개발

장하늘¹, 신태훈¹, 김경아², 남윤호^{3*}

¹이화여자대학교 휴먼기계바이오공학부

²가톨릭대학교 성빈센트성모병원 영상의학과

³가톨릭대학교 서울성모병원 영상의학과

Automatic localization of appendix on abdominal CT using deep learning

Haneul Jang¹, Tachoon Shin¹, Kyung Ah Kim², Yoonho Nam^{3*}

¹Ewha Womans University, Division of Mechanical and Biomedical Engineering

²Department of Radiology, St. Mary's Hospital, College of Medicine, The Catholic University of Korea, Seoul, Republic of Korea

^{3*}Department of Radiology, St. Vincent's Hospital, College of Medicine, The Catholic University of Korea, Seoul, Republic of Korea

sky1017@ewhain.net

Abstract

This study aims to develop a deep learning model to find the center of the appendix in 3D abdominal CT images. To do this, we designed a Resnet-based 3D convolutional neural network and tuned the network in various ways to improve the performance. Out of 364 CT images, 272 images, 46 images and 46 images were used for training, validation and testing, respectively. We investigated the effects of signal intensity level adjustment and prior knowledges on the accuracy of the appendix detection. The trained model successfully detected the center of the appendix with clinically acceptable errors for most cases in the validation set. The developed algorithm will be helpful for classification tasks for diagnosing normal and acute appendicitis.

1. 연구 배경

급성 충수염(acute appendicitis)은 임상에서 수술을 요하는 복통의 가장 흔한 원인이며, 매년 우리나라에서 10만명 이상이 급성 충수염으로 수술을 받는다. 이는 천공으로 이어져 상태가 악화될 수 있기 때문에 빠른 진료 및 진단을 필요로 한다. 전형적인 증상으로 병원을 방문하는 경우, 대부분의 의료진들이 충수염을 쉽게 의심하나 비특이적인 증상 및 영상학적 진단으로도 100% 진단이 어려운 경우가 있다.[1] 또한 영상학적 진단은 영상의학 전문의가 아니라면 정확한 영상 판독 및 충수돌기를 찾아내는 것에도 어려움이 있다. 그러나 심야시간대의 응급실에 영상 판독 전담의사는 우리나라 경우 2017년 기준 3700명 중 10명에 불과하며, 응급 시에 영상 판별을 해야 하는 대부분의 경우 당직 근무 중인 전공의가 담당하거나 판독이 지연되고 있다고 보고된다.[2] 따라서, 응급상황에서 수집된 영상 기반으로 급성 충수염을 자동으로 진단할 수 있는 알고리즘은 큰 임상적 의미를 갖는다. 급성 충수염 자동 진단을 위해 우선적으로 이루어져야 하는 부분은 충수돌기의 위치를 자동으로 찾는 것일 것이다. 이에 이 연구에서는 3D CT 영상을 바탕으로 충수돌기중심을 찾는 인공지능망 모델 구축에 중점을 두었다.

2. 연구 방법

본 연구는 급성 충수염 판단이 내려졌던 환자 180명, 충수염 소견이 아닌 환자 184명, 총 364명의 복부 3D CT 이미지를 가지고 진행되었다.

각 훈련 이미지(Train image)는 총 272개로 급성 충수염 이미지가 134개, 정상 이미지가 138개로 구성되었다. 확인 이미지(Validation image)는 총 46개로 급성 충수염 이미지와 정상 이미지가 각각 절반씩에 해당되며 실험 결과를 나타내기 위한 실험 이미지(Test image) 또한 총 46개로 급성 충수염과 정상 이미지가 절반씩이다. 전체 CT영상데이터를 한 번에 네트워크의 입력으로 사용하기 위해 영상데이터의 크기는 120*120*90으로 맞추었으며, 각 픽셀의 크기는 3mm*3mm*4mm으로 보간 작업을 진행하였다.

훈련 이미지에는 이미지 변형(image Augmentation)을 하기 위해, 각 축 별로 역전(flip)을 하였는데 충수돌기의 위치가 배꼽을 중심으로 반대편에 위치하는 경우가 매우 드물기 때문에 시상면(sagittal plane) 역전을 제외하였다.

충수돌기에 대한 CT밀도는 약 19HU에서 28HU까지의 범위에 속하는데[3], 이를 잘 찾기 위하여 전체 복부 CT밀도를 실제 복부영상의 판독에서 사용하는 범위에 가까운 -200HU에서 200HU로 임계치를 두어 이미지를 재설정해주고, 재설정하지 않은 이미지의 훈련결과와 비교하였다. 또한 뼈, 간, 신장 등의 주요 장기 segmentation에 대한 mask를 추가하여 입력 채널을 두 가지로 만들어준 데이터와 추가하지 않은 하나의 채널을 가지고 있는 데이터를 가지고 성능을 비교하였다.

본 연구의 네트워크는 Resnet[4] 형식을 기반으로 한 CNN 모델(Convolutional Neural Network)을 사용하였다. Skip connection을 이용하여 네트워크를 구성하였다, 3D

convolution 이후 각 activation function(본 연구에서는 ReLU를 사용함)을 거쳐 fully-connected layer를 지나 마지막 3개의 노드로 변환되어 각 x좌표, y좌표, z좌표를 결과로 내도록 하였다. Adam optimizer와 L1 loss를 사용하였으며, learning rate는 각 데이터별로 높은 효율을 내는 값을 취하게 해주었다. 네트워크의 구현 및 실험은 pytorch 및 fastai library를 이용하여 진행하였다

3. 연구 결과

구성된 딥러닝 모델을 실험 이미지에 적용한 결과가 표1에 요약되어 있다.

목록/HU	-1000 to 3000			-200 to 200		
Prediction average	[85.6, 75.6, 46.7]			[80.44, 75.94, 50.6]		
Truth	[82, 83, 48]					
L1 loss	6.626953125			5.93359375		
Distance (mm)	42.56			37.72		
Distance of x, y, z(mm)	23.99	15.77	24.56	18.25	19.48	19.96

표 1. Hounsfield Unit에 따른 차이. 각 Prediction과 Label값이 마지막 이미지에 해당되는 정보다.

Hounsfield unit에 따른 데이터에서 각 좌표의 값 차이의 평균인 L1 loss의 결과는 -200HU에서 200HU로 saturation시킨 경우 소폭 감소했다. 모델의 예측 좌표의 값과 실제 충수돌기의 중심에 해당되는 좌표의 값의 거리 차이 또한 saturation시킨 데이터 값이 더 적게 나타났다. 실제 주목하고 싶은 값에 초점을 맞춘 것이 더 좋은 성능을 보였다는 것을 알 수 있다.

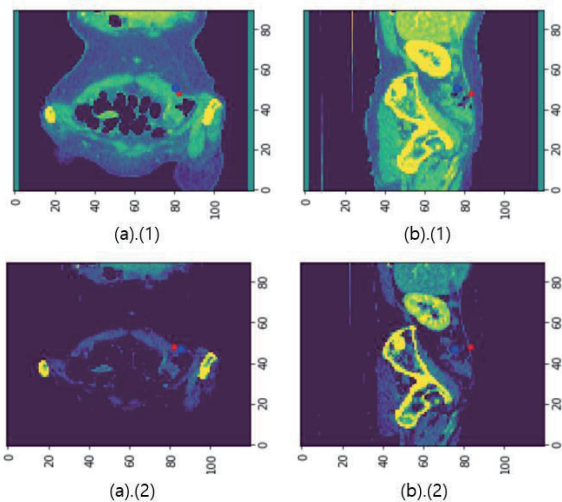


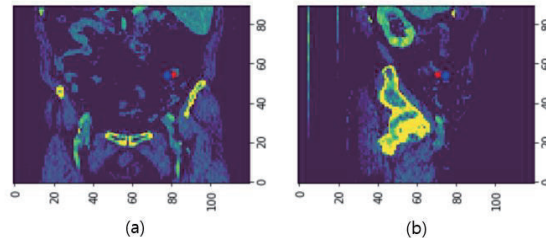
그림 1. 빨간색 별은 Label, 파란색 점은 model이 예측한 결과를 나타낸다. (a) Abdominal CT image of coronal plane (b) Abdominal CT image of sagittal plane .(1) -1000 to 3000HU .(2) -200 to 200 HU

Segmentation mask를 씌워 두 채널을 만든 뒤, 같은 네트워크를 돌려 형성시킨 결과는 다음과 같다.

	2ch data
Prediction	[78.4, 67.75, 43.97]
Truth	[82, 83, 48]
L1 loss	6.48

표 2. Segmentation Mask를 씌워 두 채널로 만들어준 데이터에 대한 결과, Prediction과 Truth는 이미지 한 개를 대표로 선정하였다.

Distance(mm)	42.45		
Distance of x, y, z(mm)	23.28	13.86	27.28



이 모델은 y축 방향의 결과값을 잘 추출해내는 특성을 보이기도 하였다. 현 연구에서 mask의 유무는 충수돌기의 위치를 찾는 것에 크게 영향을 미치지 않았다고 할 수

그림 2. Abdominal CT image of coronal plane and sagittal plane

있으나, 모델이 좌표를 찾기 위해 주목하는 부분이 mask를 중심으로 판단이 된다면 또 다른 방법으로 모델의 성능을 높일 수 있는 수단이 될 것이라 추측한다.

이 연구에서는 수술을 요구하는 가장 흔한 원인 중 하나인 급성 충수염에 대해 빠른 진단을 도울 수 있도록 충수돌기를 자동으로 찾아내는 딥러닝 알고리즘을 개발하고 그 가능성을 초기 테스트 하였다. 개발된 딥러닝 모델이 예측하는 충수돌기의 위치를 바탕으로 급성 충수염의 진단을 위한 알고리즘 개발을 진행중이며, 더 많은 양의 환자 CT 영상에 대한 임상테스트를 실시할 예정이다.

4. Acknowledgements

이 연구는 한국 연구재단의 지원을 받아 수행됨 (NRF-2019R1F1A1058872)

5.참고 문헌

- [1] 국가건강정보포털, <http://health.cdc.go.kr/health/HealthInfoArea/HealthInfo/Vie w.do?idx=310>
- [2] 이병문, “응급실에 CT,MRI 판독 전문의가 없다”, 매일경제, 2017년 11월 13일자.
- [3] 유원중, 변재영, 정정임, 이해규, 박영하, 신경섭. (1995). 충수돌기 점액류종의 CT소견. 대한방사선의학회지, 33(5), 757-761
- [4] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. pp. 770-778