

복부질환 진단 지원을 위한 다중 장기 분할 모델 개발

노시형¹, 임동욱¹, 이충섭¹, 김태훈¹, 박철², 정창원^{1,3}
¹원광대학교 의료융합연구센터
²원광대학교병원 호흡기내과
³원광대학교 병원 의생명연구원 중점연구센터
 e-mail : {nosij123, cslee99, tae_hoonkim}@wku.ac.kr,
 {cholssak21, mediblue}@wkuh.org

Development of Multi-Organ Segmentation Model for Support Abdominal Disease Diagnosis

Si-Hyeong Noh¹, Dong-Wook Lim¹, Chungsub Lee¹, Tae-Hoon Kim¹,
 Chul Park², Chang-Won Jeong^{1,3}
¹Medical Convergence Research Center, Wonkwang University
²Division of Pulmonary Medicine, Department of Internal Medicine,
 Wonkwang University Hospital
³Center Research Center of Biomedical Research Institute of Wonkwang
 University Hospital

요 약

인공지능 기술을 도입한 의료분야에서 진단 및 예측을 위한 관련 연구가 활발하게 진행되고 있다. 특히, 인공지능 기술 적용에 가장 많이 활용되고 있는 의료영상을 기반으로 하는 질환에 관한 진단 연구는 매우 복잡한 과정이 필요한 질환의 진단에 큰 영향을 미치고 있다. 복부 장기들의 분할은 환자의 질환 진단 지원 및 복강경등의 수술 지원에 매우 중요한 부분을 차지한다. 본 논문에서는 의료영상을 통해 13가지 복부 장기들을 분할하는 모델을 만들고 그 결과를 보인다. 본 논문에서 제안한 모델을 통해 13가지 복부 장기에 대한 분할로 영상분석을 통해 진단 지원이 가능할 것으로 기대한다.

1. 서론

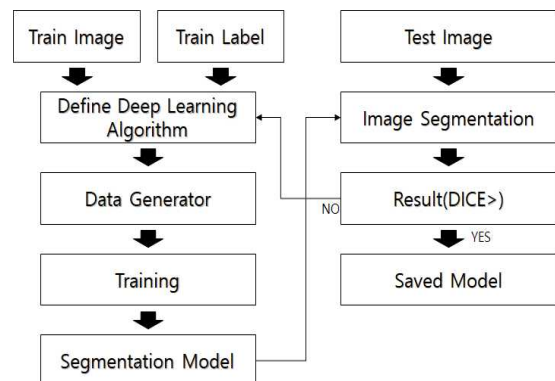
딥러닝은 영상 처리에 혁명을 일으켰고 많은 의료 영상 분석 및 진단 분야에 많은 결과를 도출하게 되었다. 다양한 의료 진단 애플리케이션에서 의료영상을 기반으로 진단을 위한 특정 장기 및 병변지역을 분할하기 위해 많은 딥러닝 기술이 적용되었다 [1]. 컴퓨터 보조 진단 및 컴퓨터 보조 수술과 같은 많은 임상 응용 분야에서는 CT에서 복부 장기를 정확하고 강력하게 분할하는 것이 필수적이다. 그러나 이 작업은 장기의 희미한 경계, 배경의 복잡성 및 다양한 장기의 다양한 크기로 인해 어렵다[2, 4, 5].

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 의료 영상 분할을 위해 만들어진 ResU-Net을 이용하여 복부 CT영상에서 13개의 장기 분할에 대하여 학습을 수행하고 최적의 모델을 만들고 그 결과를 보이고자 한다. 논문에서 제안한 모델을 통해 13가지 복부 장기에 대한 다양한 질환 진단에 대한 지원이 가능할 것으로 기대한다.

개발 프로세스를 나타낸다.

모델의 개발환경은 PyTorch로 설정하고 GPU는 48GB의 용량을 가진 NVIDIA RTX A6000를 사용하였다.

Train을 위한 학습 Image와 Label파일을 준비한 후, 분할을 위한 딥러닝 알고리즘을 정의한다. 그 다음 Data Generator를 거쳐 학습 후 최적의 분할 모델을 생성하여 완성한다.



(그림 1) 다중 장기 분할 모델 개발 프로세스

2. 다중 장기 분할 모델 개발

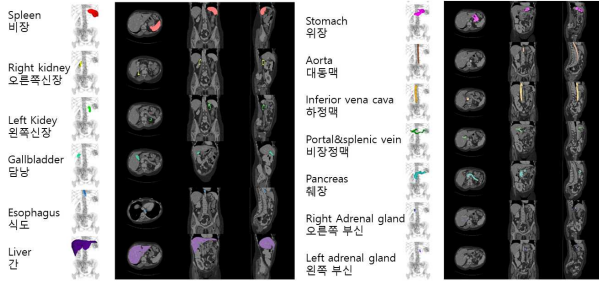
그림 1은 다중 장기 분할 모델을 개발하기 위한

Test Image 역시 데이터를 확장한 후 생성된 모델

을 통해 분할을 수행하여 그 결과를 판단하기 위한 DICE score가 0.9를 넘어가는 모델이 만들어 질 때까지 알고리즘 정의부터의 과정을 반복한다. 원하는 조건 값을 만족하면 해당 모델을 저장한다.

2.1 모델 개발을 위한 구성

다중 장기 분할 모델을 개발하기 위한 데이터셋의 구성은 그림2와 같다.



(그림 2) 근감소증 인공지능 모델 개발을 위한 13가지 장기를 라벨링한 데이터셋

데이터셋은 2015년에 공개한 밴더빌트 대학 의료 센터에서 수집한 CT로 촬영한 복부이미지를 활용하였다[3]. 데이터의 형태는 NifTI(Neuroimaging Informatics Technology Initiative) 포맷으로 한 파일에 한 명의 영상이 배열 형태로 모두 합쳐진 의료영상과 환자의 Text정보를 Tag형태로 포함하고 있다. Train 870명, Test 600명의 데이터를 활용하였다. 모델 개발을 위한 Hyper parameter는 표 1과 같다.

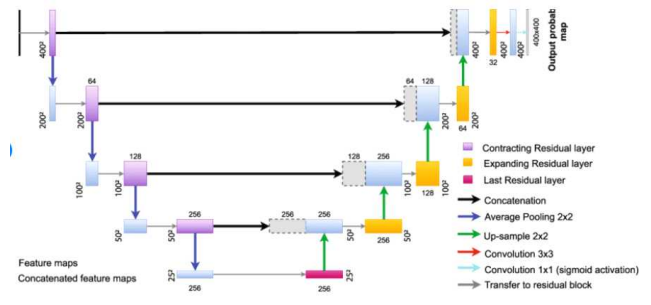
<표 1>모델 개발을 위한 Hyper parameter

Parameter	Best value
Epoch	2000
learning_rate	1e-6
batch_size	2
hidden layer	18

2.2 ResU-Net 기반 다중 장기 분할 모델

다중 장기 분할을 위한 모델은 그림 3과 같다. 우리는 의료영상에서 여러 개의 장기를 분류하는데 가장 적합한 ResU-Net을 채택하여 분할 모델을 개발하였다. 이 모델은 의료 이미지의 낮은 수준의 특징 분포를 인코딩하기 위해 Residual Unit을 도입하는 것을 제안한 모델로, 정보의 손실을 최소화하며 low-level feature를 인식할 수 있도록 만들어진 모델이다. 학습에 사용된 Loss Function은 sparse categorical cross-entropy와 dice loss를 이용한

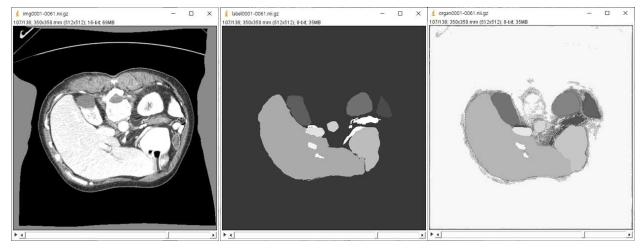
Function이 사용되었다.



(그림 3) ResU-Net 구성도

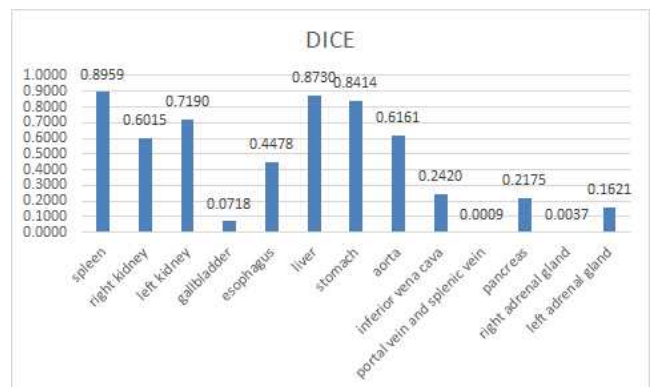
2.3 Deep Learning Result

그림 4는 다중 장기 분할 모델을 통해 수행된 분할 결과이다.



(그림 4) 원본이미지(좌), Label(중양), Test결과(우)

분할을 수행하게 되면 그 결과가 NifTI형태로 만들어지며, GT의 값을 가진 영상을 생성한다. 현재 수행결과 각 장기에 대한 분할을 시각적으로 확인할 수 있었다. 우리는 제안한 모델을 평가 지표인 DICE 점수로 확인해보니 다음과 같은 결과를 얻었다.



(그림 5) Multi Organ Segmentation Model DICE 점수

그림 5에서 나타난 바와 같이 두 개의 영역 A, B가 얼마나 겹쳐지는 지를 나타내는 지표이다. Segmentation과 같은 기술을 사용할 때, GT와 예측

된 영역을 비교할 때 사용할 수 있는 DICE score에 대하여 각 장기별 결과를 계산하여 그 결과를 보였다. 그래프와 같이 0.9점에 가까운 점수를 보이는 장기로는 spleen, liver와 stomach가 있으며, gallbladder, portal vein and splenic vein, right adrenal gland, left adrenal gland가 분할이 잘 되지 않는 장기로 결과를 보였다.

3. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 다중 장기 분할 모델을 통해 13가지의 장기를 한번에 자동분할하는 모델을 개발하고 그 결과를 보였다. 제안한 모델을 통해 13가지 복부 장기에 대한 분할로 다중 질환 진단 또는 분석을 지원하는데 도움이 될 것으로 기대한다.

향후 연구로는 DICE score가 낮은 장기들에 대한 원인을 분석하고 정확도를 높이기 위한 연구를 진행할 예정이다. 그리고 만성질환에 대한 비침습적 스크리닝을 위한 진단 방법에 대한 연구를 수행할 계획이다. 또한 장기별 질환과의 상관관계를 규명하고자 한다.

사사표기

본 연구는 보건복지부의 재원으로 한국보건산업진흥원의 보건의료기술 연구개발사업(HI18C1216) 그리고 과학정보통신부의 재원으로 한국연구재단(NRF-2021R1A5A8029876)(NRF-2020R1I1A1A01074256) 지원에 의하여 이루어진 것임.

참고문헌

- [1] Yabo Fu, Yang Lei, Tonghe Wang, Walter J. Curran, Tian Liu, Xiaofeng Yang, "A review of deep learning based methods for medical image multi-organ segmentation", *Physica Medica*, Volume 85, 2021, Pages 107-122, ISSN 1120-1797
- [2] Yan Wang, Yuyin Zhou, Wei Shen, Seyoun Park, Elliot K. Fishman, Alan L. Yuille, "Abdominal multi-organ segmentation with organ-attention networks and statistical fusion", *Medical Image Analysis*, Volume 55, 2019, Pages 88-102, ISSN 1361-8415
- [3] Multi-Atlas Labeling Beyond the Cranial Vault - Workshop and Challenge, <https://doi.org/10.7303/syn3193805>
- [4] C. Wang and O. Smedby, "Automatic Multi-organ Segmentation in Non-enhanced CT Datasets Using Hierarchical Shape Priors," 2014

22nd International Conference on Pattern Recognition, Stockholm, Sweden, 2014, pp. 3327-3332, doi: 10.1109/ICPR.2014.574.

[5] Sultana S, Robinson A, Song DY, Lee J. Automatic multi-organ segmentation in computed tomography images using hierarchical convolutional neural network. *J Med Imaging (Bellingham)*. 2020 Sep;7(5):055001. doi: 10.1117/1.JMI.7.5.055001. Epub 2020 Oct 14. PMID: 33102622; PMCID: PMC7554423.