

기계학습을 위한 의료영상 라벨링 웹 애플리케이션 구현

이충섭¹, 임동욱¹, 김지언¹, 노시형¹, 유영주¹, 김태훈^{1,2}, 정창원^{1,2}
¹원광대학교 의료융합연구센터
²원광대학교병원 정보관리실, 스마트사업팀
 e-mail : {cslee99, dw1316, kakasky112, nosij123}@wku.ac.kr,
 yeri.ryu@gmail.com, {tae_hoonkim, mediblue}@wku.ac.kr

Implementation of medical image labeling web application for machine learning

Chung-sub Lee¹, Dong-Wook Lim¹, Ji-Eon Kim¹, Si-Hyeong Noh¹,
 Yeong-Ju Yu¹, Tae-Hoon Kim^{1,2}, Chang-Won Jeong^{1,2}

¹Medical Convergence Research Center, Wonkwang University
²Smart Business Team, Information Management of Wonkwang University
 Hospital

요 약

최근 인공지능 연구가 활발히 진행되고 있는 가운데 국내외에서 오픈 데이터셋을 제공하고 있어 기술개발이 가속화되고 있다. 데이터셋은 지도학습을 위한 학습데이터로 라벨링 데이터를 포함하고 있어 다양한 라벨링 기능이 적용된 도구 개발이 필요하다. 본 논문에서는 의료영상의 라벨링 데이터를 정교하고 빠르게 생성하기 위한 라벨링 웹 애플리케이션에 대해서 기술한다. 이를 구현하기 위해서 Back Projection, Grabcut 기법을 이용한 반자동 방식과 기계학습 모델을 통해서 예측한 자동 방식의 라벨링 기능을 구현하였다. 이와 관련하여 라벨링 기능별 수행 결과를 근감소증 진단을 위한 영상 라벨링 수행결과와 정량분석 결과를 보였다.

1. 서론

기계학습의 학습 방법으로 지도학습, 비지도 학습, 강화학습으로 3가지로 분류된다. 의료영상 분야에서 일반적으로 지도학습을 많이 활용하여 딥러닝 모델을 개발하고 있다[1]. 지도 학습은 원본 영상과 해당 영상에서 원하는 답을 입력하여 학습하고 비슷한 영상에서 답을 추론하도록 하는 인공지능 방법이다. 지도학습에서 딥러닝 모델의 최적화를 위해 다양한 훈련 데이터셋이 필요하다. 공개된 국외의 의료영상 데이터셋으로는 스탠퍼드 AIMI 공유 데이터셋이 있다. AIMI는 100만개 이상의 학습 이미지를 뼈, 가슴, 뇌, 목, 손 등 9개의 카테고리로 분류하여 제공하고 있다[2]. 국내의 의료영상 데이터셋으로는 AI Hub[3], PAIP[4] 그리고 MOAI[5] 등 여러 사이트를 통하여 제공하고 있다. 의료영상 데이터셋에는 의료영상을 훈련하는데 정답으로 사용되는 라벨 데이터를 포함하게 된다[6]. 하지만 의료영상의 라벨을 만드는 작업이 정교하고 많은 시간이 소요되기 때문에 인공지능 시스템 개발의 주요 장벽으로 간주되고 있다. 따라서 라벨링을 정교하고 빠르게 작업하기 위한 수동, 반자동, 완전 자동화 방법을 제공하는 다

양한 소프트웨어가 개발되고 있다[7,8]. 반자동 방법은 임계값 또는 에지 감지와 같은 이미지 처리 기술을 활용한다. 완전 자동화된 방법은 설계한 알고리즘 또는 인공지능을 기반으로 특정 부분을 라벨링 처리한다.

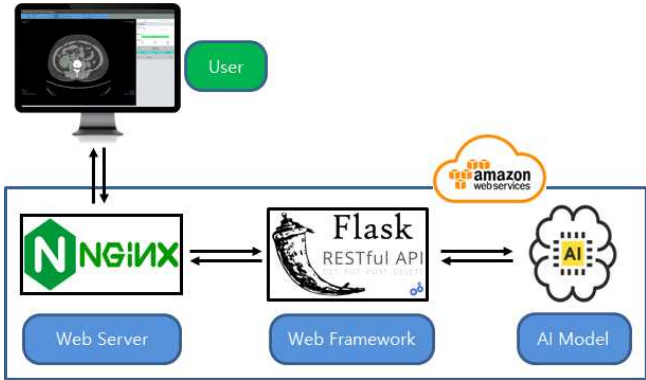
본 논문에서는 의료영상의 라벨링 데이터를 빠르고 정교하게 생성하기 위한 의료영상 라벨링 웹 애플리케이션에 대해서 기술한다.

2. 라벨링 웹 애플리케이션

본 논문에서 웹 프로그램 방식의 의료영상 라벨링 웹 애플리케이션을 제안한다. (그림 1)은 라벨링 웹 애플리케이션의 전체 시스템 구조를 보인다. 제안한 라벨링 도구는 기존 전문가 애플리케이션으로 독립형으로 설치하여 사용하는 방법과 달리 사용자의 접근성을 높이고 개발 도구의 유지보수 및 관리를 위해 웹기반의 라벨링 도구를 개발하였다.

웹 서버인 Nginx는 사용자들의 동시접속을 처리하고 부하를 분산시켜주는 역할을 담당한다. 마이크로 웹 프레임워크인 Flask는 파일 업로드, 영상 전처리, 라벨링 기능 요청, 라벨링 파일 저장, 정량분석 등의 다양한 요청에 대한 기능을 분기하고 처리

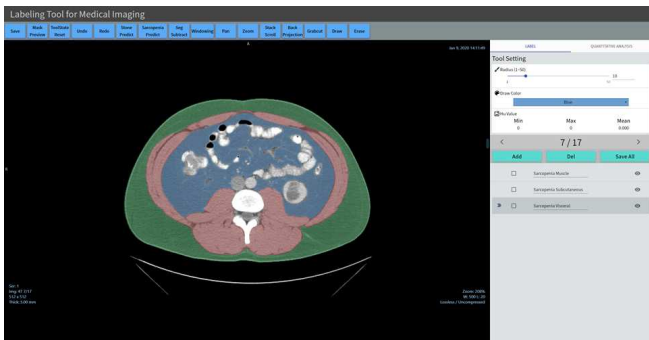
한다. 또한 Flask는 개발되어진 Model을 관리하여 복잡한 라벨링 과정이 요구되는 작업을 모델서빙을 통하여 사용자에게 제공하여 라벨링 과정을 간편하고 빠르게 생성할 수 있도록 하였다.



(그림 1) 전체 시스템 구조

2-1. 전체 UI 및 워크플로우

본 논문에서 제안하는 의료영상 라벨링 웹 애플리케이션의 전체 UI는 (그림 2)와 같다.



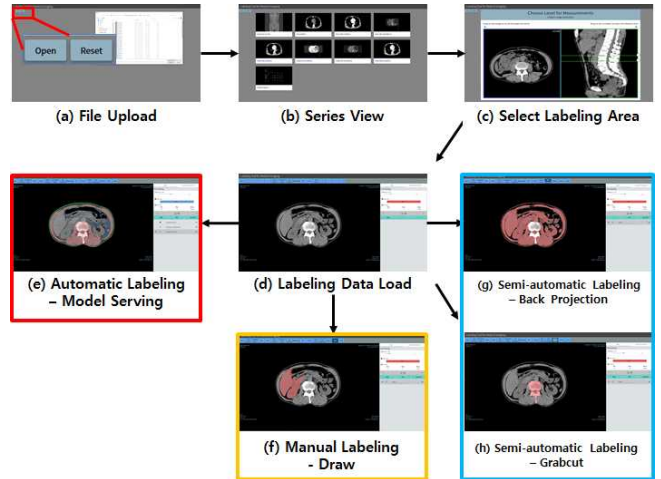
(그림 2) 의료영상 라벨링 웹 애플리케이션 전체 UI

(그림 3)은 의료영상 라벨링 웹 애플리케이션의 전체 워크플로우를 보이고 있다.

- (a) File Upload : Open 버튼을 클릭하여 DICOM의 단일 파일 또는 폴더 단위로 선택하여 업로드 한다.
- (b) Series View : 업로드 완료된 전체 파일을 Series 별로 보여주어 실제 라벨링을 원하는 Series를 선택하도록 한다.
- (c) Select Labeling Area : 실제 라벨링 작업할 영역을 선택한다. 현재 그림은 (b)에서 선택된 Axial Series로 전체 Sagittal로 재구성된 척추뼈 영상에서 L3 영역을 지정하고 있다.
- (d) Labeling Data Load : (c) 단계에서 선택된 파일만 라벨링툴에 로드 한다.
- (e) Automatic Labeling - Model Serving : 완전 자

동화된 라벨링 방법으로 기계학습을 통하여 예측된 라벨을 사용자에게 전달한다. 예측한 라벨의 수정이 필요한 경우 라벨링 툴에서 약간만 수정하여 라벨 파일을 생성한다.

(f) Manual Labeling - Draw : 사용자가 필요한 부분을 수동으로 그려 라벨 파일을 생성한다.



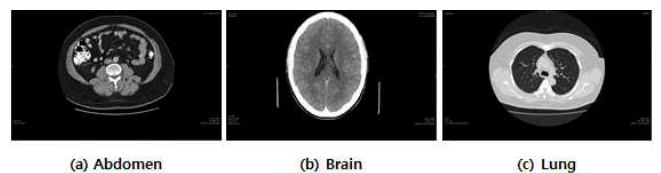
(그림 3) 라벨링 웹 애플리케이션 전체 워크플로우

(g) Semi-automatic Labeling - Back Projection : 주어진 이미지에서 히스토그램의 픽셀 분포와 잘 맞는 픽셀을 찾아내는 영상처리 기법으로 의료영상에서 라벨링 하고자하는 부위의 일부를 사각형 ROI로 선택하면 비슷한 픽셀을 자동으로 선택해주는 방식으로 라벨 파일을 생성한다.

(h) Semi-automatic Labeling - Grabcut : 주어진 이미지에서 전경과 배경을 분리하는 영상처리 기법으로 (h) 이미지를 보면 뼈 부분과 다른 부위의 픽셀 값의 차이를 이용하여 원하는 부위를 선택해주는 방식으로 라벨 파일을 생성한다.

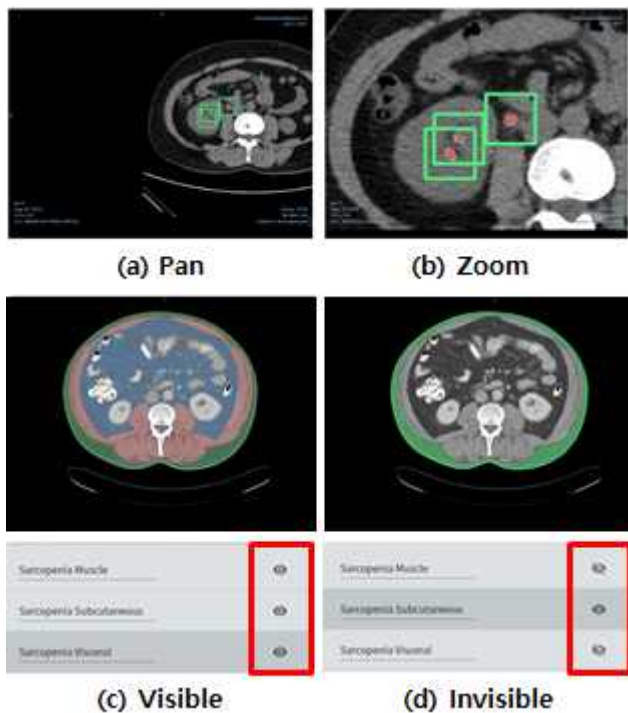
2-2. 라벨링 웹 애플리케이션 기능

Windowing 버튼은 사용자의 관심영역을 변경하여 이미지를 볼 때 상하좌우로 마우스를 컨트롤하면서 변경할 수 있다.



(그림 4) 부위별 Windowing 기능

또한 해당 기능은 뷰어에서 마우스 오른쪽 버튼을 눌러 Context Menu로 원하는 관심영역으로 쉽게 변경할 수 있다. 라벨링의 정확도를 높이기 위해서 Windowing을 조절하여 이미지의 경계를 명확히 보이도록 설정하는 것이 중요하다[9]. 위 (그림 4)는 부위별 Windowing을 적용한 결과이다. (그림 5)는 Pan, Zoom, Visible 버튼을 눌렀을 경우에 Display의 변화를 확인할 수 있다. Pan 버튼은 라벨링 위치에 따라 이미지를 원하는 위치로 이동하는 기능을 활성화 하고 Zoom 버튼은 라벨링 대상의 크기가 요로결석과 같이 3mm이내로 작은 경우 이미지의 원하는 부위를 확대/축소하는 기능을 활성화 한다. 라벨 끝의 토글 버튼으로 생성된 라벨링 정보를 Visible / Invisible로 토글하여 라벨링이 없는 원본 이미지를 봐야할 경우에 필요한 기능이다. 그리고 뷰어에 로딩된 의료영상에 Zoom, Pan 기능이 적용되었을 때 처음 상태로 되돌리고자 할 때 Reset 버튼을 클릭한다.

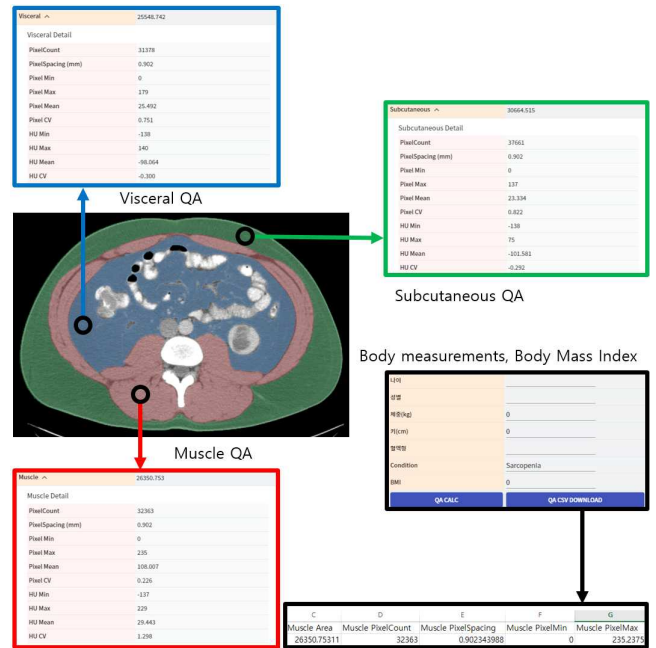


(그림 5) Pan, Zoom, Visible, Invisible 기능

2-3. 정량분석 수행

정량분석 탭에서는 모든 부위의 라벨링이 완료된 이후에 버튼 한번으로 라벨링된 전체 부위에 대한 정량분석을 진행한다. (그림 6)은 복부 CT에서 L3 영역의 의료영상에서 근감소증 진단을 위해 근육량을 비롯하여 지방량을 라벨링한 결과를 보이고 있

다. 라벨링된 영역에 대해서 근육부위, 피하지방부위, 내장지방부위에 따라 정량분석된 수치결과를 얻을 수 있다. 키, 몸무게 결과는 DICOM 태그에서 우선 획득 하지만 없는 경우 수동으로 입력하면 BMI가 자동으로 계산된다. 정량분석 결과는 엑셀파일로 다운로드하여 통계분석에 활용한다.



(그림 6) 근감소증 진단을 위한 정량분석 수행결과

3. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 라벨링 웹 애플리케이션에 대해 기술하였다. 개발된 애플리케이션을 이용하여 라벨링의 세팅 절차를 간소화하고 단축키를 이용하여 소비되는 시간을 단축하여 라벨링 작업을 간편하고 정교하게 할 수 있도록 개선하였다. 향후 연구 내용으로는 현재 데이터베이스 없이 라벨링 기능만을 구현하였기 때문에 업로드된 의료영상 데이터와 생성한 라벨링 데이터의 관리가 안되고 생성된 데이터에 대한 수정이 어려운 문제가 있다. 데이터베이스를 연동하여 향후 데이터에 대한 유지관리가 이루어지도록 할 예정이다. 또한 복잡한 영상의 라벨링을 쉽게 처리하기 위한 영상처리 알고리즘을 연구하여 추가할 계획이다.

사사문구

본 연구는 보건복지부의 재원으로 한국보건산업진흥원의 보건의료기술 연구개발사업(HI18C1216) 그리고 과학정보통신부의 재원으로 한국연구재단

(2021R1A5A8029876)(2020R1I1A1A01074256) 지원에 의하여 이루어진 것임.

참고문헌

- [1] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G: Deep learning. Nature 521:436-444, 2015
- [2] Center for Artificial Intelligence in Medicine & Imageing, <https://aimi.stanford.edu/>
- [3] AI Hub, <https://aihub.or.kr/>
- [4] Pathology AI Platform, <http://wisepaip.org/>
- [5] Morphometry Open AI Innovation Center, <http://www.wonmoai.org/>
- [6] Weston AD, et al: Automated abdominal segmentation of CT scans for body composition analysis using deep learning. Radiology 181432, 2018
- [7] Rueden CT et al.: ImageJ2: ImageJ for the next generation of scientific image data. BMC Bioinformatics 18(1):529, 2017
- [8] Kikinis R, Pieper SD, Vosburgh KG: 3D Slicer: A platform for subject-specific image analysis, visualization, and clinical support. In: Jolesz FA Ed.. Intraoperative Imaging and Image-Guided Therapy. New York: Springer New York, 2014, pp. 277 - 289 580 J Digit Imaging (2019) 32:571 - 581
- [9] Yuankai Huo, "Stochastic tissue window normalization of deep learning on computed tomography," Journal of Medical Imaging 6(4), 044005, 2019