

Construction of Artificial Intelligence Training Platform for Multi-Center Clinical Research

Lee Chung-Sub[†] · Kim Ji-Eon^{††} · No Si-Hyeong^{††} · Kim Tae-Hoon^{†††} ·
Yoon Kwon-Ha^{††††} · Jeong Chang-Won^{†††††}

ABSTRACT

In the medical field where artificial intelligence technology is introduced, research related to clinical decision support system(CDSS) in relation to diagnosis and prediction is actively being conducted. In particular, medical imaging-based disease diagnosis area applied AI technologies at various products. However, medical imaging data consists of inconsistent data, and it is a reality that it takes considerable time to prepare and use it for research. This paper describes a one-stop AI learning platform for converting to medical image standard R_CDM(Radiology Common Data Model) and supporting AI algorithm development research based on the dataset. To this, the focus is on linking with the existing CDM(common data model) and model the system, including the schema of the medical imaging standard model and report information for multi-center research based on DICOM(Digital Imaging and Communications in Medicine) tag information. And also, we show the execution results based on generated datasets through the AI learning platform. As a proposed platform, it is expected to be used for various image-based artificial intelligence researches.

Keywords : DICOM, Radiology_CDM, Medical Bigdata, Artificial Intelligence Training Platform, Machine Learning

다기관 임상연구를 위한 인공지능 학습 플랫폼 구축

이 충 섭[†] · 김 지 언^{††} · 노 시 형^{††} · 김 태 훈^{†††} · 윤 권 하^{††††} · 정 창 원^{†††††}

요 약

인공지능 기술을 도입한 의료분야에서 진단 및 예측과 연계한 임상 의사결정지원 시스템(CDSS)에 관련된 연구가 활발하게 진행되고 있다. 특히, 인공지능 기술 적용에 가장 많은 이슈를 일으키고 있는 의료영상기반의 질환진단연구가 다양한 제품으로 출시되고 있는 실정이다. 그러나 의료영상 데이터는 일관되지 않은 데이터들로 이루어져 있으며, 그것을 정제하여 연구에 사용하기 위해서는 상당한 시간이 필요한 것이 현실이다. 본 논문은 의료영상 표준인 R_CDM(Radiology Common Data Model)으로 변환하고, 그 데이터를 기반으로 인공지능 알고리즘 개발 연구를 지원하기 위한 웹스톱 인공지능학습 플랫폼에 대하여 기술한다. 이를 위해 기존 공통데이터모델(CDM : Common Data Model)과 연계에 중점을 두어 DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) 태그정보를 기반으로 의료영상 표준 모델의 스키마와 다기관 연구를 위한 Report 정보를 포함하여 시스템을 모델링하였다. 이렇게 변환된 데이터 집합을 기반으로 인공지능 학습 플랫폼에서 수행 과정을 결과로 보인다. 제안한 플랫폼을 통해 다양한 영상기반 인공지능 연구에 활용될 것으로 기대하고 있다.

키워드 : 의료용 디지털 영상 및 통신, 의료영상 공통데이터 모델, 의료빅데이터, 인공지능 학습 플랫폼, 머신러닝

1. 서 론

제4차 산업혁명의 핵심 기술인 사물인터넷, 인공지능, 클라우드, 빅데이터는 의료 서비스의 패러다임을 변화시키고 있다 [1]. 특히, 임상데이터기반의 인공지능(AI), 빅데이터 분석 관련 기업이 급성장하고 있다[2]. 또한 최근 1차병원과 2, 3차병원간 진료기록 공유를 위한 사업을 국가적으로 추진하고 있다. 이와 관련하여 다기관 연구목적으로 OHDSI(Observational Health Data Science and Informatics)에서 제안하는 공통데이터 모델(CDM)은 임상데이터기반 연구를 위한 의료정보의 표준화의 대표적인 모델이다[3-5]. 이를 기반으로 다기관 공동연구

※ 본 연구는 보건복지부의 재원으로 한국보건산업진흥원의 보건의료기술 연구개발사업(HI18C1216)(HI18C2383), 한국산업기술평가관리원의 바이오산업핵심기술개발사업(20001234, 선행공통데이터모델기반 분산형 바이오헬스 통합 데이터망 구축 기술개발) 그리고 한국 연구재단(NRF-2020 R111A1A01074256, 창의도전연구)의 지원으로 수행함.

※ 이 논문은 2020년 한국정보처리학회 춘계학술발표대회의 우수논문으로 "다기관 임상연구를 위한 의료 데이터 셋 관리 시스템"의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것이다.

† 정 회 원 : 원광대학교 의료융합연구소 책임연구원

†† 정 회 원 : 원광대학교 의료융합연구소 연구원

††† 정 회 원 : 원광대학교 의료융합연구소 연구교수

†††† 비 회 원 : 원광대학교 병원 병원장

††††† 총신회원 : 원광대학교 의료융합연구소 연구교수

Manuscript Received : July 8, 2020

Accepted : September 1, 2020

* Corresponding Author : Jeong Chang Won (mediblue@wku.ac.kr)

플랫폼으로 분산형 바이오헬스 빅데이터 플랫폼(FEEDER-NET)이 개발되어 국내 공동연구가 활발하게 진행되고 있다 [6]. 그러나 비정형 임상데이터는 표준화가 미흡한 실정이다. 이와 관련하여 원광대학교병원 의료융합연구센터에서는 OMOP-CDM을 기반으로 의료영상데이터 표준을 제시하였다[7].

의료영상데이터의 표준으로 제안한 R_CDM은 DICOM의 태그 정보를 추출하여 메타데이터의 표준화와 의료영상데이터의 관리에 중점을 두었다. 우리가 제안한 R_CDM은 머신러닝 연구를 위한 표준화된 의료영상 데이터 집합을 생성할 뿐만 아니라 다기관 공동연구를 위한 표준화된 영상정보를 수집하고, 익명화된 데이터를 공유할 수 있다. 그러나 실제 활용하기 위해서는 수집된 의료영상기반의 데이터 집합뿐만 아니라 의료영상에 대한 설명을 리포트하는 기능이 요구되었다. 그리고 영상정보를 관리하기 위한 다기관 이질성 문제(DICOM 헤더 정보, 파일 확장자 등)와 의료영상기반 인공지능 연구에 사용할 수 있도록 정확한 데이터 집합을 구성하고 정제하는 부분에 어려움이 있어 이를 해결해야 했다[8]. 이와 함께 구축한 데이터 집합의 활용을 위해 머신러닝 연구로 연계된 플랫폼이 요구되었다.

본 논문에서는 이러한 요구사항을 포함한 인공지능 학습 플랫폼을 제안한다. 웹 기반으로 다자간 임상연구를 위한 의료영상 데이터 집합을 관리하고, 인공지능 알고리즘 개발 연구에 활용하기 위한 윈스탑 플랫폼의 수행 과정을 보인다. 제안한 인공지능학습 플랫폼은 임상연구자에게 어렵게 보이는 머신러닝 연구를 손쉽게 진행할 수 있으며, 인공지능 알고리즘 개발에 대한 기술적 검증에 활용될 것으로 기대하고 있다.

2. 관련 연구

2.1 분산형 바이오헬스 빅데이터 플랫폼(FEEDER-NET)

산업통상자원부는 2018년부터 CDM기반 분산형 바이오헬스 빅데이터 플랫폼 구축 사업을 추진하고 있다.

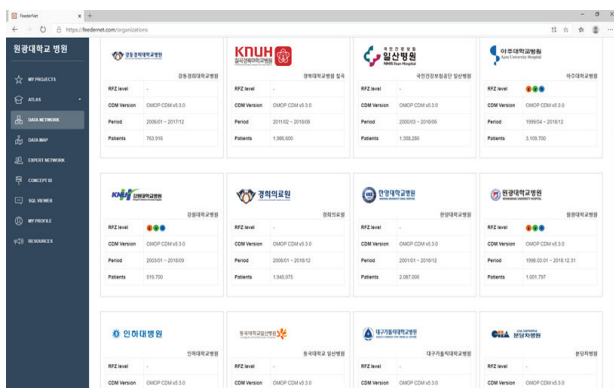


Fig. 1. FEEDER-NET

이 사업에서는 병원들의 전자의무기록 데이터, 유전체, 의료영상, 생체신호 등을 CDM으로 변환하여 데이터 수요자와

공급자 간 연계 및 다기관 분석 프로세스를 코디네이팅하는 FEEDER-NET이라 명명된 중계 플랫폼을 개발하고 있으며, 보건의료 연구자들과 관련 기업들이 플랫폼을 이용하여 혁신적인 서비스를 개발하도록 돕고 있다. 2020년 2월 기준, Fig. 1과 같이 FEEDER-NET 연동기관은 총 15기관이 등록되어 공동연구 진행이 가능하게 되어있고 연동기관의 목록과 데이터 현황을 확인할 수 있다[9].

2.2 Radiology CDM 연구

OMOP-CDM은 정형화된 임상데이터를 표준화하는데 중점을 두고 있다. 그러나 최근 유전체, 영상 그리고 생체신호와 같은 비정형 데이터의 표준화로 확장하고 있다. 특히, 현재 각 병원에서는 PACS를 사용하여 DICOM 국제 표준을 준수하여 저장하고 있으나 이러한 방대한 양의 데이터가 있더라도 실제 임상연구를 위해서는 각 질환 별로 최적화된 임상 프로토콜에 의한 선별, 핵심적인 의료영상에 저장되는 의료 정보까지 표준화되어 저장되어야 한다[10]. 이와 관련하여 수행된 연구는 국내외에서도 미흡하며 더욱이 의료기관별 의료영상의 표준화된 정보 없이 인공지능 학습 연구에 적용하기에는 어려움이 있다[11]. 또한 인공지능 학습을 위해서는 방대한 양의 의료영상 데이터가 요구되며, 인공지능 알고리즘의 최적화에 필요한 검증 및 테스트 데이터 수집도 매우 어렵다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 의료영상에 대한 표준화의 요구사항을 정리하였고 기존의 OMOP-CDM과 연계하여 확장 모델을 제시하였다. 또한 학습 데이터 생성에서 인공지능 활용까지 지원할 수 있는 플랫폼을 제안하고자 한다.

3. 제안 시스템

본 논문에서 제안하는 다기관 임상연구를 위한 인공지능 학습 플랫폼은 각 기관에서 수집한 데이터를 R_CDM 기반의 표준화된 데이터로 변환하여 함께 공유하고 해당 영상에 대한 Report를 작성하여 다기관 공동연구가 가능하도록 개발되었다. 또한 수집된 데이터를 인공지능 연구에 필요한 데이터 집합을 다운로드하여 인공지능 알고리즘 개발 및 테스트와 검증에 따라 활용할 수 있도록 하였다. 본 플랫폼의 구조는 다음 Fig. 2와 같다. React UI Library 기반의 Front-End (Web Client)와 Python Django Rest Framework 기반의 Back-End (REST API Server)를 설계하였다. 또한, 각 기관에서 발생하는 대량의 의료 데이터를 수집하기 위해 Nginx 웹 서버와 Message Queue, Task Worker를 통해 비동기 분산 업로드 방식을 도입하였다. 의료기관의 데이터 관리 시스템은 환자 정보를 비식별화 해야하기 때문에 익명화(Anonymize)를 지원하고 Client와 Server 간의 통신프로토콜을 암호화하여 전송된 환자 정보 및 데이터에 대한 보안을 유지하도록 SSL:보안 소켓 계층(Secure Sockets Layer) 프로토콜을 지원한다.

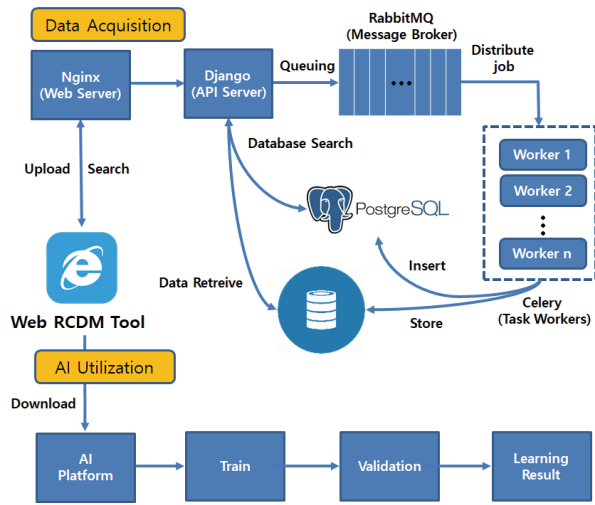


Fig. 2. Artificial Intelligence Training Platform

3.1 의료영상정보 표준화를 위한 데이터베이스 설계

본 논문에서 제안한 다기관 임상연구를 위한 인공지능 학습 플랫폼의 DB 설계는 다음 Fig. 3과 같다. 데이터베이스는 의료영상 표준화를 위해 DICOM 태그 정보를 사용하며 FAIR guiding principle을 근간으로 한다[12]. 촬영 정보를 저장하기 위한 Radiology Occurrence 테이블은 Table 1과 같이 설계 되었고 각 데이터 집합에 포함된 이미지들에 대한 정보를 저장하는 Radiology Image 테이블은 Table 2와 같이 설계하였다. 또한, 각 데이터 집합의 정보를 표준화하기 위해서 병원 별 촬영 조건이 담긴 Radiology Protocol, 어떤 자세로 촬영된 지 판단할 수 있는 Radiology Person Position, 촬영된 Modality를 판단할 수 있는 Radiology Modality, 의료영상의 각종 단위를 표시하는 Radiology Units, 영상에 촬영한 장비를 표시하는 Radiology Device, 영상이 촬영된

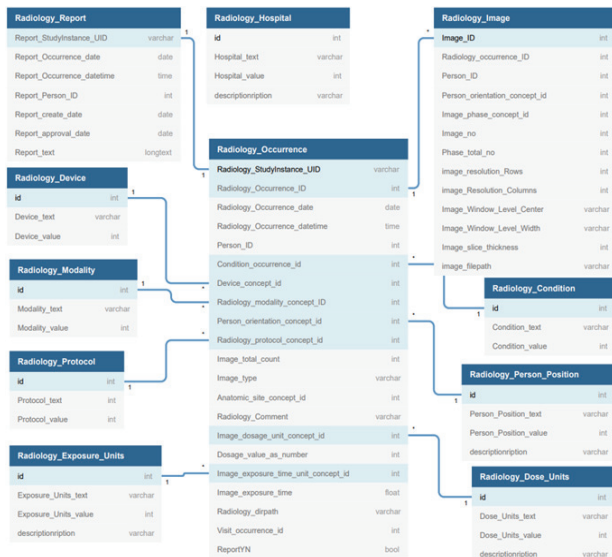


Fig. 3. Database Schema for R_CDM

병원을 표시하는 Radiology Hospital 정보, 해당 영상의 임상적 의견을 관리하는 Radiology Report 등 임상연구에 필요한 정보를 저장하기 위한 테이블로 설계하였다.

Table 1. DICOM Tag Information for Occurrence

DICOM Tag	DICOM Name
(0010, 0010)	Patient Name
Generation or Mapping	Peron ID
(0008, 0030)	Study Time
(0008, 0020)	Study Date
(0010, 1010)	Patient Age
(0010, 0040)	Patient Sex
(0008, 0033)	Content Time
(0018, 5101)	View Position
(0018, 0087)	Magnetic Field Strength
(0008, 1010)	Station Name
(0008, 1030)	Protocol Name
(0018, 0060)	KVP
(0008, 0060)	Modality
(0018, 1150)	Exposure Time
(0010, 4000)	Patient Comments
(0020, 000D)	Study Instance UID

Table 2. DICOM Tag Information for Image

DICOM Tag	DICOM Name
(0028, 0010)	Rows
(0028, 0011)	Columns
(0008, 0008)	Image Type
(0028, 1050)	Window Center
(0018, 0050)	Slice Thickness
(0008, 0031)	Series Time
(0020, 0011)	Series Number
(0008, 0032)	Acquisition Time
(0020, 0012)	Acquisition Number
(0008, 103E)	Series Description
(0020, 0037)	Image Orientation (Patient)
(0020, 0013)	Instance Number
(0008, 0018)	SOP Instance UID

3.2 다기관 의료영상 데이터 수집

웹 기반으로 구축된 시스템은 다기관으로부터 의료영상 데이터를 Fig. 4와 같이 R_CDM으로 변경하여 데이터를 수집할 수 있다. R_CDM으로 표준화하여 저장된 데이터는 판독의로 부터 해당 영상의 Report를 작성하여 소견을 작성할 수 있다. 이러한 소견을 바탕으로 특정 질환군에 세부적인 검색

조건이 되어 연구자들에 의해서 필요한 데이터 집합을 생성하여 연구에 사용된다.

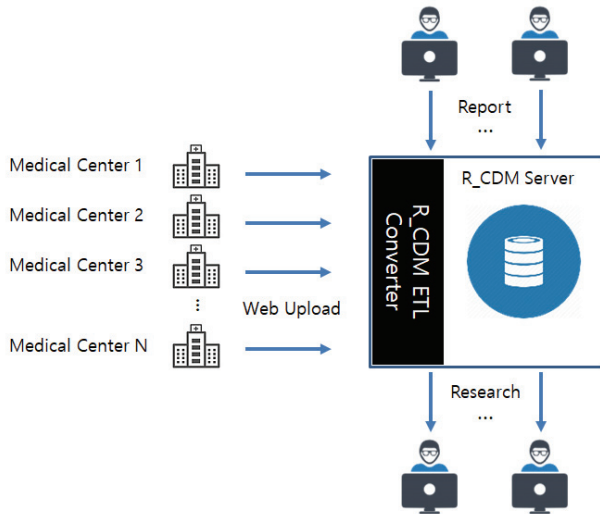


Fig. 4. R_CDM Workflow

Table 3과 같이 Radiology Report 테이블은 Radiology Occurrence Table과의 연결성을 갖기 위해 Study Instance UID를 Key로 관리되고 있고 Report 생성일, Report 결과에 대한 컬럼을 포함한다.

Table 3. Clinical Information for Report

TableName	Column	Remarks
Report	StudyInstanceUID	Occurrence
Report	Modality	Occurrence
Report	StudyDate	Occurrence
Report	Create Date	Create
Report	Approval Date	Create
Report	Report Text	Create

Radiology Occurrence List는 각 기관으로부터 수집된 데이터의 전체를 Fig. 5와 같이 보인다. 또한 사용자가 원하는 조건(질환별, 디바이스, 모달리티 등)으로 검색할 수 있다.

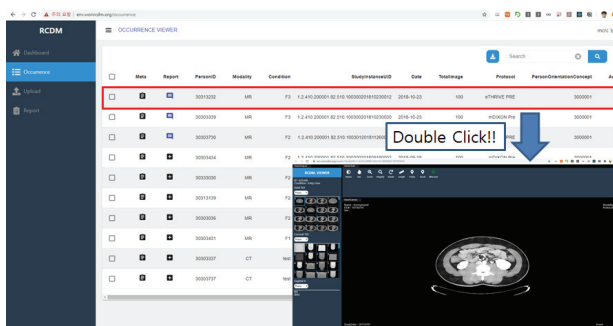


Fig. 5. Radiology Occurrence List

확장된 검색 기능으로 특정 키워드의 일부분만 입력해도 해당 Occurrence를 찾고 멀티 키워드를 입력해도 해당 키워드에 맞는 Occurrence를 검색할 수 있는 기능을 제공한다. 또한 해당 Radiology Occurrence List에서 검색한 결과를 데이터 집합으로 생성하여 다운로드 받을 수 있다. 또한, 특정 Occurrence List를 선택하여 더블 클릭하면 Image Viewer가 오픈되어 해당 영상을 확인할 수 있다.

3.3 다기관 의료영상과 진단코드 매핑

구축된 시스템의 의료영상 데이터의 진단명은 표준화 코드(SNOMED_CT)로 매핑하여 DB에 Condition ID로 입력된다. 표준화 코드와의 매핑을 통해 OMOP-CDM의 표준화 데이터와 수집된 의료영상 데이터를 함께 사용하여 연구에 사용할 수 있다[13]. Fig. 6과 같이 OMOP-CDM의 Condition ID와 R_CDM을 연동하고 표준화 작업을 거치면서 검사정보(Lab Data)와 영상정보(DICOM)를 연동하여 기존의 OMOP-CDM 데이터를 이용한 연구와 달리 텍스트와 영상정보가 포함된 데이터 집합을 제공할 수 있다.

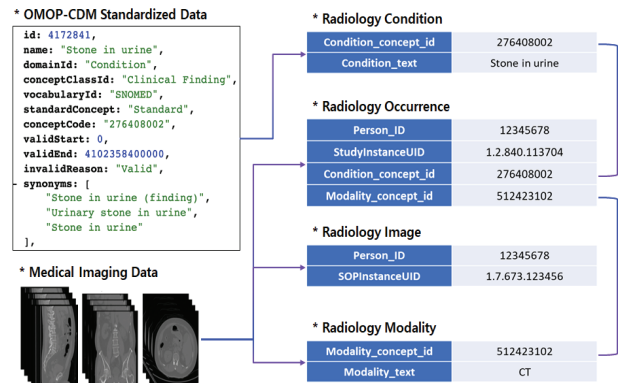


Fig. 6. Standard Code(SNOMED_CT) Mapping Between CDM and R_CDM

3.4 데이터 집합 생성 및 다운로드

의료영상을 기반으로 인공지능 연구를 위해서는 해당 연구 목적에 맞는 데이터 집합을 확보하여 반복적인 학습을 통해 알고리즘을 개발한다. 그리고 개발된 알고리즘에 대해서 Internal/External검증을 통해 마무리한다.

최근 임상시험을 위한 e-CRF시스템이 자동화 파이프라인을 가진 시스템으로 대안이 되었으나 매번 연구 종료 함께 데이터의 재활용이 불가능하다. 또한 연구자가 원하는 형태의 데이터 포맷으로 생성하기에는 어려움이 있다. 데이터의 규모가 증가함에 따라서 사용자의 요구에 따른 데이터 집합을 자동으로 생성하는 기능이 필요하다. Fig. 7과 같이 Phase, Plane 형태에 따라 데이터 집합 다운로드가 가능하고 데이터 집합은 각 Person ID별 폴더 구조로 그룹 되도록 설계하였다. 분류 기준은 의료영상의 해부학적 포지션에 따라서 Plane Mode를 지원하고, 의료영상의 촬영 시간에 따라서 Phase

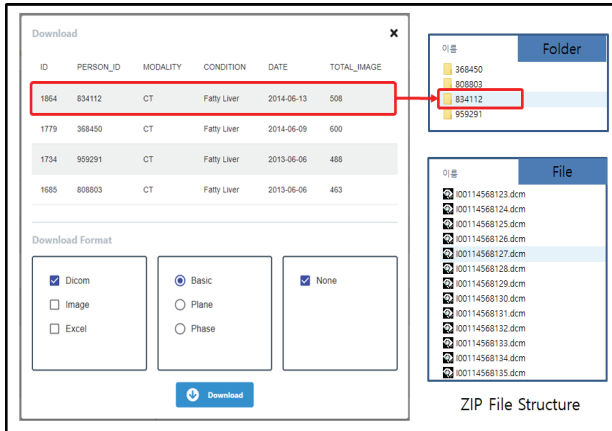


Fig. 7. Dataset Download

Mode를 지원하도록 설계하였다. 데이터 집합 생성 기능을 제공함으로써 인공지능 연구를 수행하기 위한 필요한 데이터 집합을 제한한 시스템을 통해서 해결할 수 있다.

3.5 다기관 연구를 위한 Report 관리

논문에서는 다기관에서 수집된 표준화된 의료영상에 임상적 의미를 부여하기 위해서 Fig. 8과 같이 Report 입력을 제공한다. 또한 해당 영상을 공유한 연구자들은 해당 영상의 Report를 확인할 수 있다.

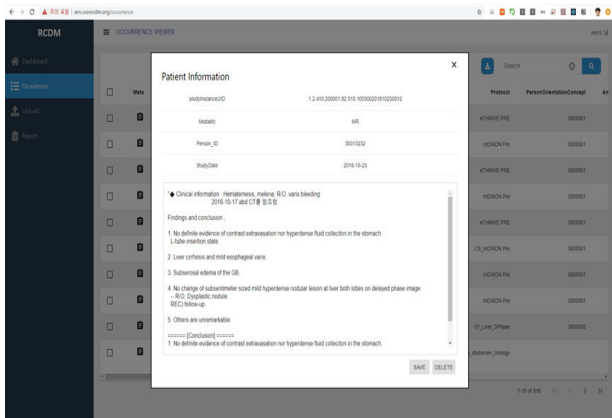


Fig. 8. Report Results

3.6 표준화 작업 및 처리 속도

논문에서 제시하는 표준화 작업은 DICOM 태그정보 추출과 익명화 및 Radiology Occurrence, Radiology Image Object를 데이터베이스에 생성하는 작업과 Pixel Data (7FE0, 0010) 태그정보를 통해 PNG 파일생성작업을 포함한다. 표준화 작업의 성능을 측정한 결과 초당 100~150개의 처리량을 Fig. 9와 같이 보이고 있다.

이 결과 환자의 CT 촬영영상 1CASE가 300여장인데 약 3초 정도의 속도로 처리되며, 800명 환자 영상의 표준화 처리속도는 44분 26초(2666초) 정도 걸린다.

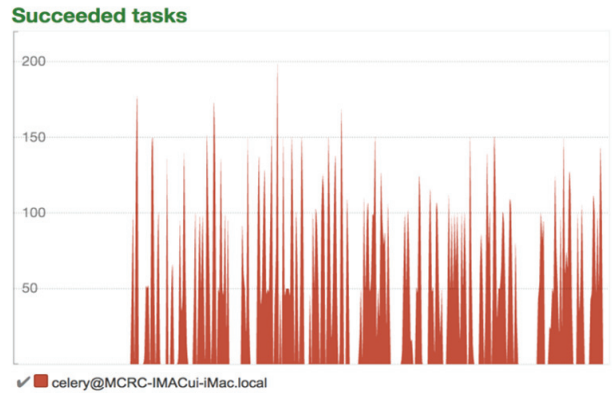


Fig. 9. Throughput

3.7 Web Based Medical AI Platform

Fig. 10은 인공지능 연구를 위한 웹 기반 플랫폼의 사용자 화면이다[14]. Web based R_CDM으로부터 다운받은 데이터 집합을 학습용 데이터 집합으로 등록하고 image processing 모듈을 선택하여 기본적으로 제공되는 알고리즘(CNN, RNN)을 사용하거나 인공지능 알고리즘을 직접 구현하여 Deep Learning이 가능하도록 구성되어 있다.

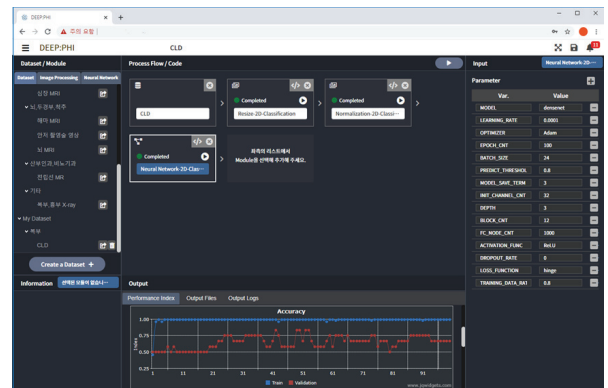


Fig. 10. Deep Learning Platform

Image processing에서는 2D영상과 3D영상을 지원하는데, 각각 Classification과 Segmentation을 기본적으로 지원한다. 세부적으로 Resample, Resize, CLAHE : (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), Normalization, Standardization을 할 수 있는 기능이 있다. 또한 각 기능들은 내부에 Python을 기반으로 하는 코드로 수정하여 원하는 조건으로 간단히 수정할 수 있도록 구성되어 있다.

Deep Learning은 의료영상의 특성에 따라 2D Classification과 Segmentation, 3D Classification과 Segmentation을 지원한다. 내부의 코드를 수정하여 하이퍼파라미터를 변경할 수 있지만 Fig. 10의 오른쪽과 같이 Parameter 탭을 제공하여 Model, Learning Rate, Epoch, Batch size 등 학습에 필요한 옵션을 자유롭게 설정할 수 있으며, Depth나 Block Count 등의 model을 구성하는 옵션 역시 손쉽게 수정할 수

있도록 구성되어 원하는 Neural Network를 구성하여 간편한 방법으로 학습을 진행할 수 있다. 지원하는 인공지능 알고리즘을 선택할 수 있을 뿐만 아니라 옵션을 선택하여 학습시키거나 검증 또는 테스트하여 알고리즘을 개발할 수 있다. 학습을 진행하면 단계별로 상세정보가 출력되는데, Accuracy와 Loss, Sensitivity, Specificity 결과가 그래프로 출력된다.

3.8 인공지능 학습 플랫폼의 활용 및 검증

Web R_CDM으로 관리되는 의료영상은 연구목적에 따라 요청하여 다운로드 받으면 인공지능 학습에 필요한 데이터 집합으로 사용된다.

우리는 제안한 플랫폼의 활용성을 확인하기 위해 학습 데이터 집합을 복부 질환 중 “Liver Cirrhosis(LC)”의 유무를 판단 목적으로 Fig. 11과 같이 테스트 데이터 집합을 다운받았다.

Dataset	Label
	9 CLD09 CLD
	10 CLD10 CLD
	11 CLD11 CLD
	12 CLD12 CLD
	13 CLD13 CLD
	14 CLD14 CLD
	15 CLD15 CLD
	16 CLD16 CLD
	17 CLD17 CLD
	18 CLD18 CLD
	19 CLD19 CLD
	20 CLD20 CLD
	21 CLD21 CLD
	22 CLD22 CLD
	23 CLD23 CLD
	24 CLD24 CLD
	25 CLD25 CLD
	26 CLD26 CLD
	27 CLD27 CLD
	28 CLD28 CLD
	29 CLD29 CLD
	30 CLD30 CLD
CLD1	31 NCLD1 Non CLD
	32 NCLD2 Non CLD
CLD2	33 NCLD3 Non CLD
	34 NCLD4 Non CLD
CLD3	35 NCLD5 Non CLD
	36 NCLD6 Non CLD
.	37 NCLD7 Non CLD
NonCLD1	38 NCLD8 Non CLD
	39 NCLD9 Non CLD
NonCLD2	40 NCLD10 Non CLD
	41 NCLD11 Non CLD
.	42 NCLD12 Non CLD
NonCLD3	43 NCLD13 Non CLD
	44 NCLD14 Non CLD
.	45 NCLD15 Non CLD
	46 NCLD16 Non CLD
.	47 NCLD17 Non CLD
	48 NCLD18 Non CLD

Fig. 11. Dataset

LC는 총 30건 Normal은 총 31건으로 된 데이터 집합을 통해 학습을 진행하였으며, Fig. 12와 같이 학습결과 Test Accuracy는 약0.99, Sensitivity는 약 0.97 얻을 수 있고, Validation Accuracy는 0.90, Sensitivity는 0.83의 결과를 얻었다. 결과를 통해 학습에 사용된 인공지능 알고리즘의 활용 가능성에 대해 긍정적인 판단을 내릴 수 있었지만, External Validation과 추가적인 알고리즘의 수정을 통해 정확도를 더욱 끌어올릴 수 있을 것이라 판단된다.

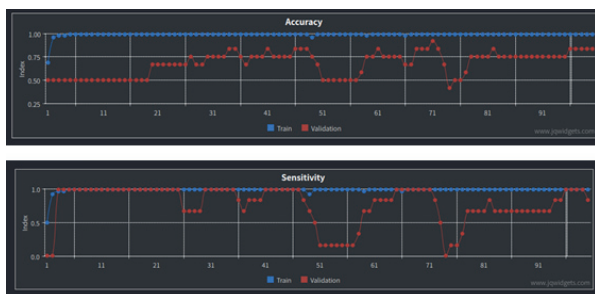


Fig. 12. Result of AI Platform

이결과 제안한 플랫폼을 통해 임상적 아이디어를 머신러닝 연구로 손쉽게 적용할 수 있다는 점에서 다양한 연구로 활용될 것으로 기대하고 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 다기관 연구를 위한 의료영상정보의 표준화와 인공지능 기반의 임상연구를 지원하기 위한 데이터 수집 및 관리 그리고 표준화된 데이터 집합을 제공할뿐만 아니라 인공지능 플랫폼과 연계하여 인공지능 알고리즘 개발과 테스트 그리고 검증할 수 있는 환경을 제안하였다. 이를 위해 기존 OMOP-CDM의 확장모델로 R_CDM에 대해서 기술하였다. 그리고 웹기반 관리시스템을 통해 인공지능 임상 연구에 적용하기 위한 학습 또는 검증 그리고 테스트를 위한 데이터 집합을 제공할 수 있음을 보였다. 그리고 끝으로 이렇게 생성된 데이터 집합을 인공지능 플랫폼에 적용하여 학습 수행결과를 보였다.

향후 연구내용으로는 표준화 작업을 통해 변환된 각 의료 영상 데이터에 대한 시각화 연구와 영상기반 정량화 분석 툴을 제공하여 분석 연구를 위한 이미지 뷰어 개발을 진행할 예정이다. 또한, 개발된 플랫폼의 유용성을 평가하고, 다기관 공동연구(<http://wonmoai.org/>)를 진행하면서 기능을 개선 및 보완하면서 최적의 알고리즘 개발을 지원하는 실증 연구를 수행할 계획이다.

References

- [1] Presidential committee on the Fourth Industrial Revolution, <https://www.4th-ir.go.kr/>
- [2] Sung-Uk Park, “Keyword Analysis of Data Technology Using Big Data Technique,” *Journal of Korea Technology Innovation Society*, Vol.2, No.2, pp.265-281, 2019.
- [3] G. Hripcsak and J. D. Duke, “Observational Health Data Sciences and Informatics (OHDSI): Opportunities for Observational Researchers,” in *Stud Health Technology Information*, Vol.216, pp.574-578. 2015.
- [4] F. FitzHenry, F. S. Resnic, S. L. Robbins, J. Denton, L. Nookala, D. Meeker, L. Ohno-Machado, and M. E. Matheny, “Creating a Common Data Model for Comparative Effectiveness with the Observational Medical Outcomes Partnership,” *Applied Clinical Informatics*, Vol.6, No.2, pp.536-547, 2015.
- [5] E. A Voss, R. Makadia, A. Matcho, Q. Ma, C. Knoll, M. Schuemie, F. J. DeFalco, A. Londhe, V. Zhu, and P. B. Ryan, “Feasibility and Utility of Applications of the Common Data Model to Multiple, Disparate Observational Health Databases,” *Journal of the American Medical Informatics Association*, Vol.22, No.3, pp.553-564, 2015.

[6] FeederNet [Internet], <https://feedernet.com/>

[7] Radiology-CDM [Internet], https://github.com/WKUH-MCRC/Radiology_CDM_Kor

[8] E. Y. KWON, C.-W. Jeong, D. M. Kang, Y. R. Kim, Y. H. Lee, and K.-H. Yoon, "Development of Common Data Module Extension for Radiology Data (R_CDM): A Pilot Study to Predict Outcome of Liver Cirrhosis with using portal Phase Abdominal Computed Tomography Data," *ECR* 2019, 10. 26044/ecr2019/C-1876.

[9] R.W. Park, "The Distributed Research Network, Observational Health Data Sciences and Informatics, and the South Korean Research Network," *The Korean Journal of Medicine*, Vol.94, No.4, pp.309-314, 2019.

[10] W. D. Bidgood Jr., S. C. Horii, F. W. Prior, and D. E. Van Syckle, "Understanding and Using DICOM, the Data Interchange Standard for Biomedical Imaging," *Journal of the American Medical Informatics Association*, Vol.4, No.3, pp.199-212, May-Jun. 1997.

[11] A. V. Dalca, K. L. Bouman, and W. T. Freeman, N. S. Rost, M. R. Sabuncu, P. Golland, "Medical Image Imputation From Image Collections," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol.38, No.2, pp.504-514, Feb. 2019.

[12] Marc D., Kohli, Ronald M. Summers, and J. Raymond Geis, "Medical Image Data and Datasets in the Era of Machine Learning—whitepaper from the 2016 C-MIMI Meeting Dataset Session," *Journal of Digital Imaging*, Vol.30, No.4, pp.392-399, 2017.

[13] M. G. Pak, S. M. Han, C. S. Lee, C. W. Jeong, and K. H. Yoon, "Medical Dataset Preparation Platform Based on a Common Data Model for Machine Learning," *Test Engineering and Management*, Vol.81, pp.2410-2415, 2019.

[14] DEEP NOID Solutions [Internet], <https://www.deepnoid.com/solutions>



이 충 섭

<https://orcid.org/0000-0003-1276-4000>
 e-mail : cslee99@wku.ac.kr
 2005년 원광대학교 전기전자 및 정보공학부(학사)
 2011년 원광대학교 컴퓨터공학과(석사)
 2007년~2014년 인퍼니트 헬스케어 연구원

2014년~2018년 레이언스 책임연구원
 2018년~현 재 원광대학교 의료융합연구센터 책임연구원
 관심분야: Medical Imaging, Deep Learning, CDM



김 지 언

<https://orcid.org/0000-0001-8019-9977>
 e-mail : kakasky112@wku.ac.kr
 2015년 원광대학교 반도체디스플레이학과(학사)
 2017년 원광대학교 컴퓨터공학과(석사)
 2017년~현 재 원광대학교 의료융합연구센터 연구원

관심분야: Medical Imaging, Machine Learning, Big Data



노 시 형

<https://orcid.org/0000-0002-1992-6239>
 e-mail : nosij123@wku.ac.kr
 2015년 원광대학교 전기전자 및 정보공학부(학사)
 2017년 원광대학교 컴퓨터공학과(석사)
 2017년~현 재 원광대학교 의료융합연구센터 연구원

관심분야: Medical Imaging, Machine Learning, Big Data



김 태 훈

<https://orcid.org/0000-0002-2552-0665>
 e-mail : tae_hoonkim@hanmail.net
 2010년 전남대학교대학원 의공학협동과정(박사)
 2006년~2009년 전남대학교 의과대학 의과학연구소 연구교수

2009년~2014년 전남대학교병원 의생명연구원 연구원
 2010년~2013년 전남대학교병원 영상의학연구소 Postdoctoral fellow
 2010년~2014년 전남대학교 산학협력단 의과대학 연구원
 2014년~현 재 원광대학교 의료융합연구센터 연구교수
 2020년~현 재 원광대학교병원 스마트헬스IT 사업단 교수
 관심분야: 의료영상 분석, 정량분석 소프트웨어, 영상의학 분야 임상 연구, 빅데이터·공통데이터 모델(CDM) 분석 및 활용



윤 권 하

<https://orcid.org/0000-0002-2634-8510>
e-mail : khy1646@wku.ac.kr
2002년 전북대학교 의과대학 대학원 의학과
(박사)
2002년 ~ 2008년 원광대학교
익산방사선영상과학 연구소

2009년 ~ 현 재 전북테크노파크 방사선영상기술센터 센터장
2012년 ~ 현 재 원광대학 병원 의학과 교수
2015년 ~ 현 재 원광대학교 병원 임상의학연구원장
2019년 ~ 현 재 원광대학교 병원 병원장
관심분야 : X-ray Imaging, Nano Medicine, Molecular
Imaging, Gastrointestinal Imaging.



정 창 원

<https://orcid.org/0000-0002-9305-4686>
e-mail : mediblue@wku.ac.kr
2003년: 원광대학교컴퓨터공학과(박사)
2004년 ~ 2006년 전북대학교 학술연구교수
2006년 ~ 2013년 원광대학교 전기전자 및
정보공학부 강사

2013년 ~ 현 재 원광대학교 의료융합연구센터 연구교수
2020년 ~ 현 재 원광대학교병원 스마트헬스IT 사업단 교수
관심분야 : Bigdata, AI Platform, Medical Data Analysis,
Smart Healthcare, CDM