

# Urinary Stones Segmentation Model and AI Web Application Development in Abdominal CT Images Through Machine Learning

Lee Chung-Sub<sup>†</sup> · Lim Dong-Wook<sup>††</sup> · Noh Si-Hyeong<sup>†††</sup> · Kim Tae-Hoon<sup>††††</sup> ·  
Park Sung-Bin<sup>†††††</sup> · Yoon Kwon-Ha<sup>††††††</sup> · Jeong Chang-Won<sup>†††††††</sup>

## ABSTRACT

Artificial intelligence technology in the medical field initially focused on analysis and algorithm development, but it is gradually changing to web application development for service as a product. This paper describes a Urinary Stone segmentation model in abdominal CT images and an artificial intelligence web application based on it. To implement this, a model was developed using U-Net, a fully-convolutional network-based model of the end-to-end method proposed for the purpose of image segmentation in the medical imaging field. And for web service development, it was developed based on AWS cloud using a Python-based micro web framework called Flask. Finally, the result predicted by the urolithiasis segmentation model by model serving is shown as the result of performing the AI web application service. We expect that our proposed AI web application service will be utilized for screening test.

Keywords : Urinary Stone, DICOM, Artificial Intelligence, Model Serving, Flask

## 기계학습을 통한 복부 CT영상에서 요로결석 분할 모델 및 AI 웹 애플리케이션 개발

이 충 섭<sup>†</sup> · 임 동 옥<sup>††</sup> · 노 시 형<sup>†††</sup> · 김 태 훈<sup>††††</sup> · 박 성 빈<sup>†††††</sup> · 윤 권 하<sup>††††††</sup> · 정 창 원<sup>†††††††</sup>

## 요 약

의료분야 인공지능 기술이 분석과 알고리즘 개발에 중점을 두었으나 점차 제품으로 서비스하기 위한 Web 애플리케이션 개발로 변화되고 있다. 본 연구는 복부 CT 영상에서 요로결석(Urinary Stone) 분할모델과 이를 기반으로 한 인공지능 웹 애플리케이션에 대해 기술한다. 이를 구현하기 위해 의료영상 분야에서 이미지 분할을 목적으로 제안된 End-to-End 방식의 Fully-Convolutional Network 기반 모델인 U-Net을 사용하여 모델을 개발하였다. 그리고 Python 기반의 Flask라는 마이크로 웹 프레임워크를 사용하여 AWS 클라우드 기반 웹 애플리케이션으로 개발하였다. 끝으로 모델 서빙으로 요로결석 분할모델이 예측한 결과를 인공지능 웹 애플리케이션 서비스 수행 결과로 보인다. 제안한 AI 웹 애플리케이션 서비스가 선별 검사에 활용되기를 기대한다.

키워드 : 요로결석, 의료용 디지털 영상 및 통신, 인공지능, 모델 서빙, 플라스크

## 1. 서 론

인공지능 기술의 발전과 활용이 산업 전반에 급격하게 증가하고 있다. 특히 의료분야에 질병 예측과 진단, 치료 그리

고 결과 예측과 예후에 인공지능 기술을 적용하는 사례가 늘고 있다[1]. 이와 관련된 다양한 인공지능 제품들이 상품으로 출시되고 있다. 그러나 아직 임상현장에 적용하지 못하고 있는 실정이다. 인공지능 기술은 데이터에 의존적이기 때문에 데이터에 문제가 있을 경우 좋은 결과를 얻기 어렵다. 이로 인해 외부검증의 중요성이 대두되고 있다. 또한, 머신러닝 성능을 향상시키기 위해 모델의 구조 변경, 이미지 쉐어링 향상, 관심영역(ROI) 지정 등 다양한 방법이 제시되고 있다.

의료분야에서 영상진단기로부터 얻어진 의료영상을 기반으로 다양한 질환 진단 및 예측 관련 인공지능 기술개발 연구가 활발하게 진행되고 있다.

본 논문에서는 응급실에 내원 환자의 질환 중에 요로결석에 대한 조기진단을 위한 임상 요구사항을 토대로 선별검사 방법 중에 하나인 의료영상 진단 방법에 인공지능 기술을 융합하여 요로결석을 검출하기 위한 분할 모델과 이를 기반으로 웹 서비스에 대해 제안하고자 한다.

※ 본 연구는 보건복지부의 재원으로 한국보건산업진흥원의 보건의료기술 연구개발사업(HI18C1216) 그리고 한국연구재단(NRF-2021R1A5A802 9876)(NRF-2020R1I1A1 A01074256) 지원에 의하여 이루어진 것임.

※ 이 논문은 2021년 한국정보처리학회 춘계학술발표대회에서 "Flask의 모델 서빙을 이용한 웹 애플리케이션 구현: Urinary Stone 인공지능 응용"의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임.

† 정 회 원 : 원광대학교 의료융합연구소 책임연구원

†† 비 회 원 : 원광대학교 의료융합연구소 연구원

††† 정 회 원 : 원광대학교 의료융합연구소 연구원

†††† 정 회 원 : 원광대학교병원 스마트사업팀 교수

††††† 비 회 원 : 중앙대학교병원 의학과 교수

†††††† 비 회 원 : 중앙대학교병원 병원장

††††††† 중신회원 : 원광대학교병원 스마트사업팀 교수

Manuscript Received : July 6, 2021

First Revision : August 23, 2021

Accepted : August 31, 2021

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

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련연구로 요로결석에 대한 진단방법과 인공지능 모델 개발과정에 대해서 설명한다. 3장에서는 제안하는 전체 시스템 환경과 웹 애플리케이션 배포구조 그리고 복부CT에서 요로결석 분할 모델을 개발하기 위한 데이터셋 구성에서부터 개발에 사용된 인공지능 모델과 웹 서비스에 대해서 기술한다. 그리고 4장에서 복부CT 영상기반의 요로결석을 검출하는 웹 애플리케이션의 사용자인터페이스와 웹 서비스 수행 결과를 보이고 5장으로 결론 및 향후 연구 내용으로 끝맺는다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 요로결석 진단 방법

요로결석은 비요기관에 내원하는 환자 중 발생빈도가 가장 높은 질환으로 국내 환자가 매년 증가하고 있다. 특히 측복통과 혈뇨 등의 증상으로 응급실에 내원하는 환자의 선별검사에 대한 많은 임상지견들이 있다[2].

요로결석의 진단에 있어서 가장 안전하고 간단한 선별검사로는 소변검사가 있다. 또한 혈액 검사뿐만 아니라 CT 촬영도 같이 시행하고 있다. 그러나 약 10~20%의 요로결석은 선별검사로 진단되지 않는 문제점을 갖고 있다. 정확한 검사와 빠른 진단을 위해서 2000년 초부터 의료영상 진단기기를 통해 의료영상 판독을 통해 임상현장에 적용하고 있는 추세이다[3]. 최근 경정맥 요로조영술(IVU) 보다 검사 시간을 짧게 할 수 있는 비조영복부 CT(NECT)를 많이 사용하고 있다. 그러나 국내 건강보험자료를 토대로 확인한바 요로결석 환자가 연간 6%씩 증가하고 있고 재발이 증가하고 있는 추세이다. 따라서 응급실 내원 환자에 대한 신속한 진단과 대응을 위해서 AI 융합 진료 판독 시스템의 요구가 높아지고 있다.

### 2.2 인공지능 모델 개발

일반적인 인공지능 모델 개발 워크플로우와 개발된 모델의 활용을 위한 웹 서비스 개발 과정의 전체 과정은 다음 Fig. 1과 같다.

Fig. 1은 학습을 위한 코드와 라벨링 데이터를 이용하여 정확도가 높은 예측모델을 개발하며, 개발한 예측 모델을 웹 애플리케이션 코드와 결합하여 제품으로 서비스하는 과정을 보이고 있다.

이런 서비스를 제공하는 다양한 모델 서빙 방법들이 있지만 본 논문에서는 학습을 통하여 요로결석의 위치와 모양을 분할

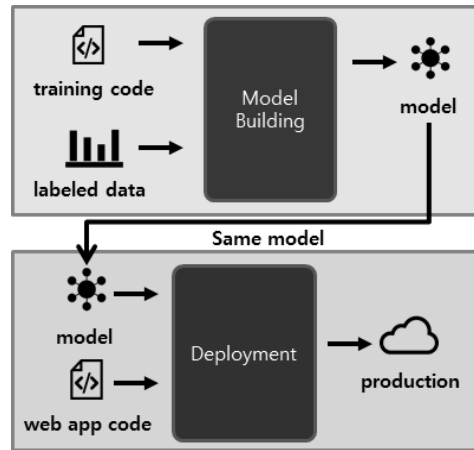


Fig. 1. Artificial Intelligence Model Development Workflow and Model Serving

하는 정확도 높은 모델을 개발하고 이를 웹으로 서비스하기 위하여 Python으로 개발된 마이크로 웹 프레임워크 중 하나인 Flask[4]를 사용하여 요로결석 분할 모델을 웹 기반으로 서비스 하는 인공지능 웹 애플리케이션에 대해서 기술한다.

기존 모델 서빙 플랫폼은 목적과 수행능력에 따라 매우 다양하다. 예를 들어, 일부 플랫폼은 지연 시간이 매우 짧은 유형이 있고, 다른 플랫폼들은 사용 편의성과 간단한 추론 인터페이스를 우선시 하는 플랫폼 등 다양하다. 실제 요로결석 모델 서빙은 PennAI[5], Tensorflow Serving[6], Clipper[7], AWS Sagemaker[8], Flask Serving 등 여러 형태의 방법으로 서빙이 가능하다. 특히, Flask를 이용한 서빙은 사용자가 Python으로 개발하여 Model을 생성할 때 사용했던 코드와 크게 다르지 않고 간단하게 RestAPI를 구축할 수 있다는 장점이 있다. 그리고 지원하는 다양한 필요한 패키지를 설치하여 사용할 수 있어 확장성이 용이하다. Table 1은 모델 서빙 플랫폼 간의 차이점을 아래와 같은 기준으로 분류했다[9].

본 논문에서 제안하는 인공지능 모델을 웹 서비스로 구현하기 위해서 Flask를 선택한 이유는 다양한 패키지의 확장이 용이하고 멀티 환경에서 실행이 가능한 점을 들 수 있다. 그리고 의료영상은 DICOM 이미지 형식으로 제공되는데 영상 포맷이 JPG, PNG 등 기존의 이미지 파일들을 다뤘던 방식으로 처리가 불가능 하다. 따라서 이미지 핸들링, 이미지 전처리, 다양한 영상처리 API 설치가 용이한 이유로 Flask를 채택하였다.

Table 1. Comparison of Model Serving Platforms

	PennAI	TF Serving	Clipper	SageMaker	Flask
Service Model	Hosted	Self-service	Self-service	Hosted	Hosted
Model Types	Limited	TF Servables	General	General	General
Input types supported	Unknown	Primitives, Files	Primitives	Structured, Files	Structured, Files
Training supported	Yes	No	No	Yes	Yes
Transformations	No	Yes	No	No	Yes
Workflows	No	No	No	No	Yes
Invocation interface	Web GUI	gRPC, REST	gRPC, REST	gRPC, REST	API, REST
Execution environment	Cloud	Docker, Kubernetes, Cloud	Docker, Kubernetes	Cloud, Docker	Docker, Kubernetes, Singularity, Cloud

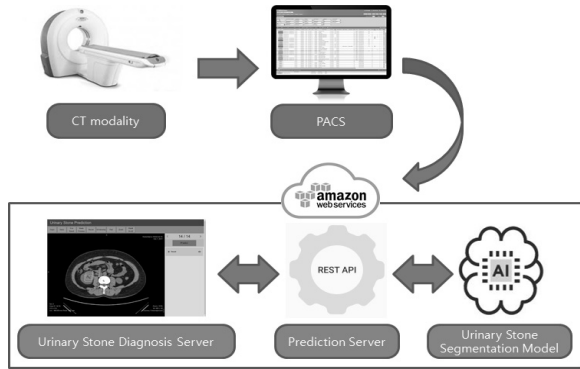


Fig. 2. The Entire System Environments

### 3. 제안 시스템

#### 3.1 전체 시스템 환경

제안한 시스템은 요로결석 진단 서버와 웹기반 Restful API를 통해 요로결석의 진단 결과 정보를 제공하여 임상현장에 적용하기 쉽게 구성하여 제안한다.

환자가 CT 촬영하면 PACS에 영상 데이터는 업로드되고 해당 환자의 영상데이터를 웹기반 요로결석 진단 서버로 분석을 요청하게 된다. 그러면 Rest API를 통해 요로결석 분할 모델에 의해 요로결석을 판별하고 진단 서버에 결과를 전달한다. 마지막으로 판별된 정보는 질환유무와 요로 결석의 위치를 제공한다. 또한 개발된 웹애플리케이션은 AWS 클라우드에 호스팅하여 운영된다. 본 논문에서 제안하는 시스템의 전체 구조도는 다음 Fig. 2와 같다.

#### 3.2 웹 애플리케이션 배포 구조

본 논문에서 제안하는 Flask를 이용한 요로결석 인공지능 웹 애플리케이션의 배포 구조는 Fig. 3과 같다. React로 개발한 Front-End의 요청에 따라 Web Server인 Nginx[10]는 다양한 Client의 요청을 처리하기 위해서 Master Process와 Worker Process를 이용하여 부하를 할당하여 관리한다. Master Process는 설정 파일에 정의된 개수만큼 Worker Process를 생성하고 Worker Process 사이에 요청을 효율적으로 분배하여 처리하도록 한다. 여기에서 Nginx와 Gunicorn[11]을 함께 사용하게 되면 동시에 많은 요청을 처리할 수 있고, 훨씬 안정화된 서버를 구축할 수 있다.

만약, Gunicorn없이 Flask와 Nginx를 직접 연동하게 되면 flask는 단일 프로세스, 단일 쓰레딩기 때문에 Nginx에서 동시에 많은 요청을 처리하더라도 결국 Flask 내부에서 병목이 발생한다. 따라서 Gunicorn을 사용하여 worker process들의 pool을 관리하며 Nginx로부터 요청이 올 때마다 할당을 하기 때문에 병렬적인 처리를 가능하다. Flask는 REST API의 요청에 따라 DICOM 이미지 핸들링과 인공지능 모델에 따른 Predict처리를 담당한다.

#### 3.3 요로결석 데이터셋

요로결석 영상 데이터는 비조영증강 전산화단층 촬영 (nonenhanced CT : NECT) 영상 데이터로 873명의 환자

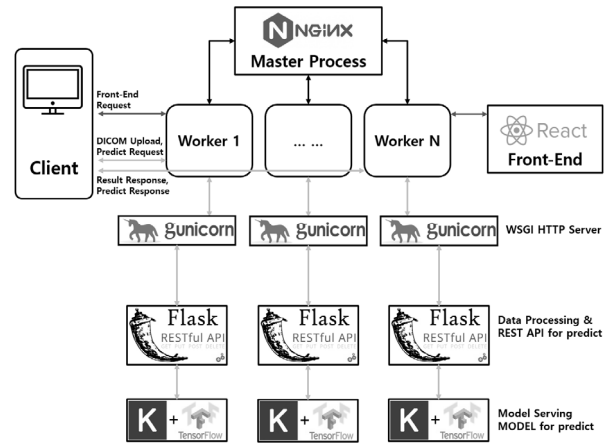
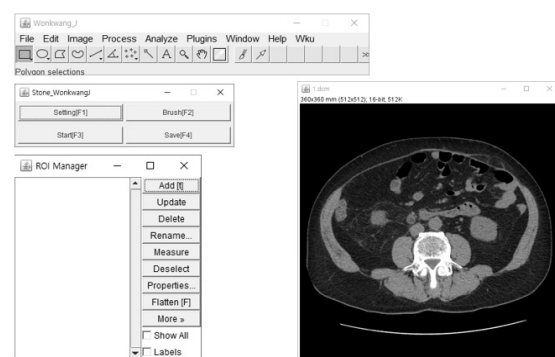


Fig. 3. Web Application Deployment Architecture

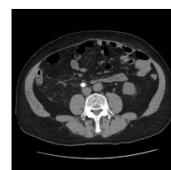
데이터에서 비뇨기과 전문의와 의료영상의학과 전문의에 선별된 요로결석 2,016장 영상 데이터를 사용하였다. 2,016장의 요로결석 데이터 중 학습데이터:1,543장 Ground Truth: 1,543장, 검증데이터:213장 Ground Truth:213장, 테스트:260장으로 7:3의 비율로 분류하여 학습하였다. 그리고 요로결석의 특징이 1cm 이하로 요관 내에 위치하며 3mm이내의 경우 육안으로 확인하기 어렵다. 따라서 빠르게 이러한 문제점을 해결하기 위해 Wonkwang-J라는 라벨링 툴을 이용하여 요로결석에 대한 Mask 파일을 생성하였다. 수집된 Mask 파일은 Ground Truth로 사용하고 수집된 학습 데이터와 함께 모델에 입력하여 학습을 진행하였다. Fig. 4는 라벨링 툴 전체 UI와 생성한 Mask 파일을 보이고 있다.

#### 3.4 모델 생성 및 서빙

본 논문에서는 개발한 요로결석 분할모델은 의료영상 분야에서 이미지 분할을 목적으로 제안된 End-to-End 방식의



(a) Labeling tool UI



(b) Original



(c) Mask



(d) Mask Original

Fig. 4. Labeling Tool UI and Created Mask File

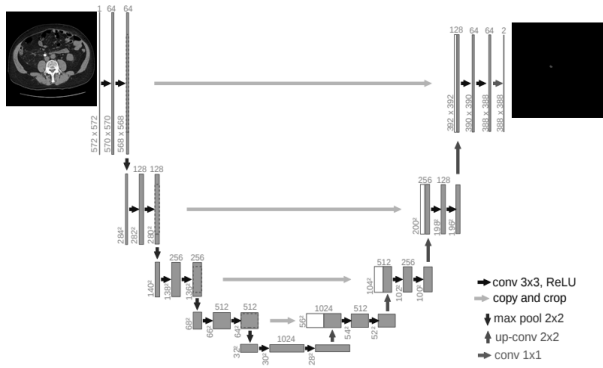


Fig. 5. Structure of U-Net, Input Image File and Output Segmentation map

Fully-Convolutional Network 기반 모델인 U-Net을 사용하였다. U-Net을 선택한 이유는 학습 시 의료영상과 해당 영상의 라벨링 데이터가 필요한데 의료영상을 얻는 과정과 절차가 매우 힘들고 라벨링 데이터를 만드는데 많은 공수가 필요하기 때문에 학습을 위한 데이터가 적을 수 있다. 이런 적은 데이터로도 정확한 분할이 가능하기 때문에 U-Net을 선택하였다. Fig. 5는 U-Net의 기본구조와 입력으로 넣은 이미지 파일과 결과로 출력되는 분할 맵을 보이고 있다. 그리고 우리는 U-Net의 기본구조(인코더, 디코더, 스킵 커넥션)는 변형시키지 않고 하이퍼 파라미터만을 변경하여 학습하였다. 변경된 하이퍼 파라미터는 Table 2와 같다.

준비한 데이터셋을 기반으로 학습과 평가를 진행하였고 학습시 Early Stopping을 사용하여 총 50번의 학습 횟수 중 검증 손실값(val\_loss : 0.1033)이 제일 작은 35번째에 생성된 model.json과 weight.h5를 사용하였다. 해당 단계에서의 val\_dice\_coeff 값은 0.8608을 기록하였다.

이렇게 생성된 모델을 이용하여 Predict가 가능하지만 웹 서비스 형태로 서비스하기 위해서 모델서빙을 지원해야 했다. 따라서 Table 1에 정리된 여러 서빙 방법들 중에 Python 문법 기반으로 개발 가능한 Flask라는 Python 기반의 마이크로 웹 프레임워크를 사용하여 직접 모델서빙을 구현하였다. 서비스에 적용하기 위해서 개발한 인공지능 Model을 Tensorflow-serving을 이용하여 간단하게 서빙할 수 있지만 의료영상을 다루는 전처리 단계가 원활하지 않기 때문에 이를 해결해야만 했다. Flask는 OpenCV, Numpy, Scikit-image라는 패키지를 설치하여 DICOM을 오픈하거나 이미지 전처리 및 다양한 영상처리 API를 지원하고 있다. 그리고 Python 기반에서 할 수 있는 모든 기능이 웹에서 사용 가능하기 때문에 의료영상 기반의 인공지능 모델서빙에 용이한 웹 프레임워크로 채택하여 소프트웨어 아키텍처에 적용하였다.

Table 2. Hyperparameters Changed during Training

Batch Size	16
Optimizer	Adam
Learning Rate	5e-4
Loss Function	bce_dice_loss (Binary CE + dice loss)

#### 4. 인공지능 웹 애플리케이션 개발 및 서비스 결과

##### 4.1 인공지능 웹 애플리케이션 서비스 수행 결과

본 논문에서 제안하는 요로결석 인공지능 웹 애플리케이션의 전체 UI는 Fig. 6과 같다.

Open 버튼을 클릭하여 DICOM 이미지를 파일 또는 폴더 단위로 선택한다. 선택 후 업로드가 완료되면 뷰어에서 이미지를 오픈하게 된다. 인공지능 정확도를 높이기 위해서는 관심 영역이 잘 보여야 검출하기 용이하기 때문에 전처리가 중요하다. CT 영상에서는 관심 영역을 조절하는 방법 중에 Windowing을 조절하는 것이 가장 기본이라고 할 수 있다 [12,13]. Fig. 6은 요로결석이 있는 복부영역의 CT를 잘 보기 위하여 뷰어의 Windowing은 Window Width:400, Window Level:60으로 설정하였다. 사용자 인터페이스를 통해 수행된 요로결석 검출 결과는 Fig. 7과 같다. 의료영상의 이미지 재구성 방식에 따라 Axial, Coronal, Sagittal plane으로 구성할 수 있다. Fig. 7은 Axial 영상에서의 요로결석을 검출함을 보이고 Fig. 8은 Coronal, Sagittal 영상에서의 요로결석 검출 결과이다.

Open된 이미지의 요로결석을 예측하기 위해서 Predict 버튼을 클릭하면 로딩된 이미지가 flask로 개발된 Rest API Server에 전달되고 해당 이미지를 모델에 입력하여 Predict 기능을 수행하고 결과를 애플리케이션으로 전달한다. 애플리케이션은 전달 받은 결과를 요로결석으로 인식되는 위치에 빨간색으로 라벨링한다. 하지만 요로결석은 대부분은 눈으로 식별 가능한 수준의 크기여서 큰 문제가 없지만 간혹 작은 크기도 검출이 되는데 이 부분은 빨간색으로 라벨링을 하더라도 3mm 미만일 경우 식별하기 어렵다. 그래서 요로결석 상하좌우에 일정 간격을 두고 녹색으로 Bounding Box를 생성하여 요로결석이 잘 판별되도록 Mask 파일을 생성하였다. 또한 인공지능 웹 애플리케이션은 다수의 요로결석도 검출이 가능하다. Pan 버튼은 요로결석의 위치에 따라 이미지를 원하는 위치로 이동 가능하도록 기능을 활성화 하고 Zoom 버튼은 요로결석의 크기가 3mm이내의 육안으로 확인하기 어렵게 작은 경우 이미지의 원하는 부위를 확대/축소 할 수 있는 기능은

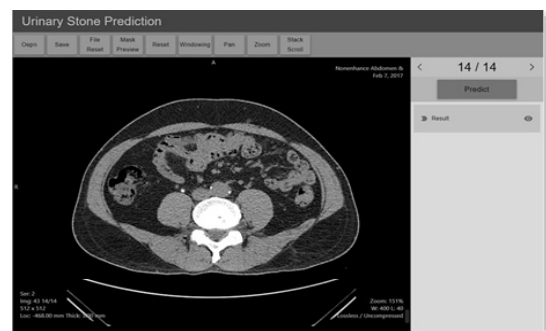


Fig. 6. Urinary Stone Artificial Intelligence Web Application



Fig. 7. Detection of Multiple Urinary Stone

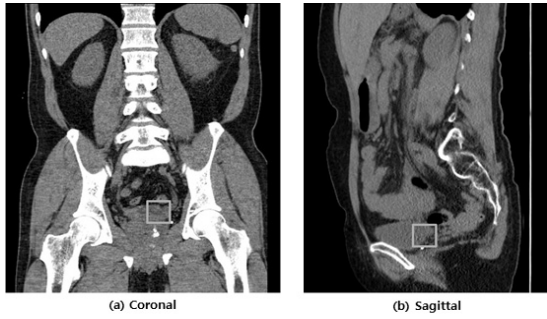


Fig. 8. Detection of Urinary Stone in Various Planes

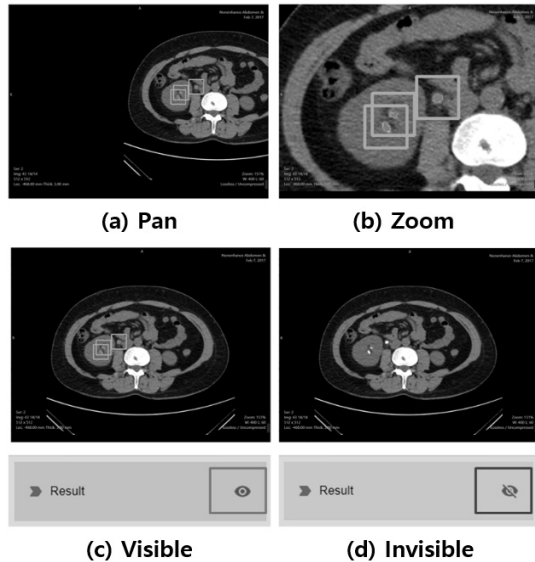


Fig. 9. Action Screen of Viewer Options Button

활성화 한다. Stack Scroll 버튼은 뷰어의 이미지 개수표시 부분의 양 옆 화살표로 현재 이미지를 변경할 수 있는데 이 기능을 마우스 컨트롤로 가능하게 하는 버튼이다. 생성된 Label의 끝에 있는 Visible 버튼은 토글 버튼으로 뷰어에 Masking 정보를 Visible / Invisible로 토글하여 Masking이 없는 원본 이미지를 봐야할 경우에 필요한 기능이다. Fig. 9는 Pan, Zoom, Visible 버튼을 눌렀을 경우에 Display의 변화를 확인할 수 있다. 그리고 뷰어에 로딩된 DICOM 이미지에 Zoom, Pan 기능이 적용되었을 때 처음 상태로 되돌리고자 할 때 Reset 버튼을 클릭한다.

제안한 요로결석 분할모델과 웹 애플리케이션 서비스 수행 결과를 통해 임상현장의 선별검사방법 중에 의료영상기반진단 방법에 활용할 수 있다. 특히 응급상황에서 신속한 진단이 필요한 상황에 적합한 기술개발이라 기대하고 있다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 기존 연구에서 생성된 요로결석 AI 모델과 Weight 파일을 이용하여 Python 기반의 Flask로 개발된 웹 서비스를 통하여 Predict 할 수 있는 인공지능 웹 애플리케이션을 구현하였다. 개발된 애플리케이션을 이용하여 단일 파일, 멀티 파일에서 요로결석 검출이 가능함을 보였고, 또한 한 파일 안에서 여러 개의 결석도 검출 가능함을 보였다.

향후 연구내용으로는 해당연구를 진행하면서 요로가 아닌 곳의 아티팩트를 결석으로 검출하는 문제점이 도출되었다. 결석이 특정 형상을 가지거나 특이점이 없고 뼈와 비슷한 HU 값이기 때문에 정확도 향상이 어려운 문제가 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 요관을 분할하여 요관 안의 결석만 추출하는 ROI 분할 방식으로 정확도를 높이기 위한 연구를 수행할 계획이다.

## References

- [1] G. Briganti, and O. Le Moine, "Artificial Intelligence in Medicine: Today and Tomorrow," *Frontiers in Medicine*, Vol. 7, Article. 27, Feb. 2020. doi: 10.3389/fmed.2020.00027. PMID: 32118012; PMCID: PMC7012990.
- [2] B. S. Tae, U. Balpukov, S. Y. Cho, and C. W. Jeong, "Eleven-year Cumulative Incidence and Estimated Lifetime Prevalence of Urolithiasis in Korea: A National Health Insurance Service- National Sample Cohort Based Study," *Journal of Korean Medical Science*, Vol.33, No.2, pp.e13. Jan. 2018. <https://doi.org/10.3346/jkms.2018.33.e13>
- [3] H.-J. Kim and T.-J. Ji, "Usability Evaluation of Applied Low-dose CT When Examining Urinary Calculus Using Computed Tomography," *2017 The Journal of the Korea Association*, Vol.17, Iss.6, pp.81-85, 2017.
- [4] Flask [Internet], <https://flask.palletsprojects.com/en/1.1.x/>
- [5] R. S. Olson et al., "A system for accessible artificial intelligence," in *Genetic Programming Theory and Practice XV*. Springer, pp.121-134, 2018.
- [6] C. Olston et al., "TensorFlow-Serving: Flexible, high-performance ML serving," in *31st Conference on Neural Information Processing Systems*, 2017.
- [7] D. Crankshaw et al., "Clipper: A low-latency online prediction serving system," in *14th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI)*, 2017, pp.613-627.
- [8] Amazon SageMaker [Internet], <https://docs.aws.amazon.com/sagemaker/latest/dg/whatis.html>. Accessed October 14, 2018.
- [9] R. Chard, et al., "DLHub: Model and Data Serving for Science," In *2019 IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium (IPDPS)*, IEEE, pp.283-292. 2019.
- [10] NGINX Whitepaper [Internet], [https://www.nginx.com/blog/nx\\_info\\_types/whitepaper/](https://www.nginx.com/blog/nx_info_types/whitepaper/)
- [11] Unicorn Document [Internet], <https://docs.gunicorn.org/en/stable/>
- [12] Y. Huo, "Stochastic tissue window normalization of deep learning on computed tomography," *Journal of Medical Imaging*, Vol.6, No.4, pp.044005, 2019.
- [13] T. D. Webb, et al., "Measurements of the Relationship Between CT Hounsfield Units and Acoustic Velocity and How It Changes With Photon Energy and Reconstruction Method," *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics*, Vol.65, Iss.7, pp.1111-1124, Apr. 2018.



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



**임 동 옥**

https://orcid.org/0000-0001-6995-2745  
e-mail : dw316@wku.ac.kr  
2018년 원광대학교 컴퓨터공학과(학사)  
2019년~2020년 전주대학교 정보통신지원실  
2020년~현 재 원광대학교  
의료융합연구센터 연구원

관심분야 : Medical Imaging, Deep Learning, CDM



**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@wku.ac.kr  
2010년 전남대학교 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 스마트사업팀 교수

관심분야 : 의료영상 분석, 정량분석 소프트웨어, 영상의학 분야  
영상 연구, 빅데이터·공통데이터 모델(CDM) 분석 및 활용



**박 성 빈**

https://orcid.org/0000-0002-4155-9260  
e-mail : pksungbin@paran.com  
2009년 중앙대학교 의과대학 의학과(박사)  
2016년~2017년 MD Anderson Cancer  
Center 방문 교수  
2015년~현 재 중앙대학교병원 의학과  
교수

2015년~현 재 중앙대학교병원 영상의학과 진료과장

2019년~현 재 대한비뇨생식기능영상의학회 학술이사

대한영상의학회 2021 Scientific Program Committee

대한초음파의학회 2021 Scientific Program Committee

관심분야 : US, CT and MR Imaging, Deep Learning Application



**윤 권 하**

https://orcid.org/0000-0002-2634-8510  
e-mail : khy1646@wku.ac.kr  
2002년 전북대학교 의과대학 의학과(박사)  
2002년~2008년 원광대학교 익산방사선  
영상과학연구소 연구소장  
2009년~현 재 전북테크노파크  
방사선영상기술센터 센터장

2012년~현 재 원광대학교병원 의학과 교수

2015년~2018년 원광대학교병원 임상의학연구원장

2019년~현 재 원광대학교병원 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 원광대학교 컴퓨터공학과(박사)  
2004년~2006년 전북대학교 학술연구교수  
2006년~2013년 원광대학교 전기전자 및  
정보공학부 강사

2013년~현 재 원광대학교 의료융합연구센터 연구교수

2020년~현 재 원광대학교병원 CDM 기관관리자

2020년~현 재 원광대학교병원 스마트사업팀 교수

관심분야 : Bigdata, AI Platform, Medical Data Analysis,  
Smart healthcare, Common Data Model for  
Medical information, Radiology\_CDM