

논문 2021-16-07

수술 도구의 세분화와 행동 인식 기능이 탑재된 AI 서비스 개발

(Development of AI Service with Surgical Tools Segmentation and Action Recognition)

최재협, 이해진, 정창욱, 정희철*

(Jaehyeop Choi, Haejin Lee, Chang Wook Jeong, Heechul Jung)

Abstract : In this paper, we propose an artificial intelligence (AI) service that plays a supportive role in robot assisted-surgery using deep learning algorithm that have recently been spotlighted in several fields. The proposed AI service is equipped with the ability to segment surgical tools and the ability to recognize the behavior of surgical tools. In addition, such AI service is opened using public web page to make them easier for surgeons to use. Models mounted on AI service are segmentation deep learning model and action recognition deep learning model. The segmentation deep learning model showed a final mIoU performance of 0.867 for seven surgical tools, and the action recognition deep learning model shows an accuracy of 86.96% for the opening and closing actions of all surgical tools.

Keywords : Deep learning, Convolutional neural network (CNN), Surgical tool, Segmentation, Recognition, AI service

1. 서론

지난 몇 년 동안 의료 분야에서 기술 혁신 및 로봇 기술의 향상으로 인하여 로봇 지원 수술의 필요성이 증가하였다. 로봇 지원 수술의 인기가 높아짐에 따라, 최근 수술 도구의 자동 인식 및 세분화 (segmentation) 작업이 큰 주목을 받고 있다. 수술에서 필요한 보조 기능으로는 각각의 수술 도구의 위치 파악 및 세분화와 수술 도구가 열렸는지 닫혔는지에 대한 액션 인식이 있다. 수술 도구 세그멘테이션 및 액션 인식 분류는 수술 과정 분석을 도와주는 컴퓨터 비전 알고리즘이다. 컴퓨터 비전을 사용하여 사용되는 도구들을 식별하는 것은 수술 과정을 간소화하고 보호하는 데 매우 유용하다. 이러한 기술은 시술 중에 사용되는 도구를 자동으로 감지 및 식별하고 의사가 인지하지 못한 문제를 알려주거나, 수술의 기술적 matrix를 분석하여 숙련도를 관리하거나, 수술 중의 소견을 파악하여 수술 후 결과를 예측할 수 있게 된다. 또한, 장기적으로는 부분 자동화된 수술 로봇을 개발하는 것이 가능해질 것으로 기대된다.

본 논문에서는 최근 몇 년간 의료, 제조, 금융 등 많은 분야에서 발전을 이루었던 심층 신경망 (Deep Neural Network)을 사용한다. 그중 컴퓨터 비전 분야에서 좋은 성

능을 이끄는 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network)을 사용한다. 합성곱 신경망은 컴퓨터 비전 분야에서 분류 (classification) 뿐만 아니라 세그멘테이션 (segmentation) 작업에서도 가장 좋은 성능을 보여주고 있다. 이미지 분류에서는 Image Large Scale Visual Recognition Challenge 2012 (ILSVRC2012) [1]에서 합성곱 신경망을 이용한 AlexNet이 뛰어난 성능을 거두었고 이후 VGGNet, ResNet, GoogleNet, DenseNet, EfficientNet 등 다양한 합성곱 신경망 모델이 만들어졌다 [2-7]. 세그멘테이션의 경우 대표적으로 semantic segmentation과 instance segmentation으로 나뉜다. semantic segmentation은 물체를 세그멘테이션 하되 같은 종류의 물체끼리는 같은 색으로 분할을 한다. 반대로 Instance segmentation은 같은 종류의 물체라도 서로 다른 색으로 구분하며 물체가 겹쳤을 때 각각의 물체를 구분해주지 못하는 semantic segmentation의 문제를 해결한다. Semantic segmentation의 대표적인 모델로는 Fully Convolutional Network (FCN), UNet, DeepLab 등이 있으며 Instance Segmentation의 경우 Mask R-CNN이 대표적인 모델이다 [8-14].

본 연구에서는 수술 도구 세그멘테이션 딥러닝 모델로 DeepLab V3+를 사용하며 수술 도구 액션 인식 딥러닝 모델로는 ResNeXt50_32x4d를 사용한다. 수술 도구 세그멘테이션 모델의 측정 지표로는 mIoU를 사용하여 최종 0.867을 달성하였으며 액션 인식은 정확도 (accuracy)를 사용하여 최종 86.96%를 달성하였다. 추가로, 학습된 수술 도구 세그멘테이션 모델과 수술 도구 액션 인식 모델을 누구나 사용할 수 있게 추론이 가능한 공개 웹페이지를 제안한다. 이는

*Corresponding Author (heechul@knu.ac.kr)

Received: Feb. 15, 2021, Revised: Mar. 8, 2021, Accepted: Mar. 29, 2021.

J.H. Choi: Kyungpook National University (M.S.)

H.J. Lee: Kyungpook National University (M.S.)

C.W. Jeong: Seoul National University Hospital (Assoc. Prof.)

H.C. Jung: Kyungpook National University (Assist. Prof.)

※ 본 논문은 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원 (No. 2020R1C1C1007423)과 서울대학교병원의 전립선암 수술 영상 데이터를 지원 (No. 2008-169-115) 받아 수행된 연구임.

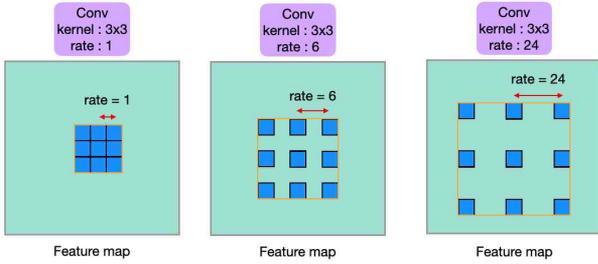


그림 1. Atrous convolution 예시
Fig 1. Example of atrous convolution

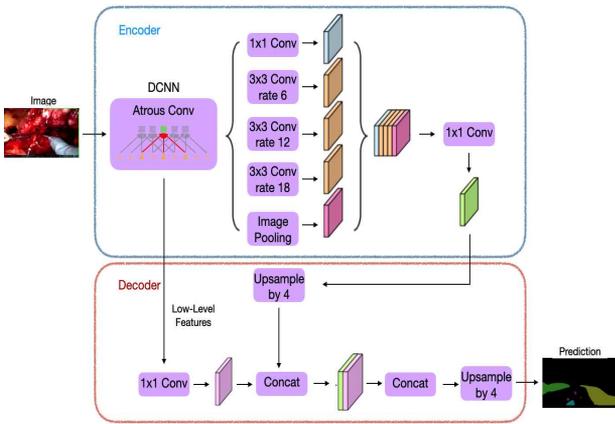


그림 2. DeepLab V3+ 모델 구조
Fig 2. DeepLab V3+ architecture

딥러닝 기술을 필요로 하는 의료종사자 또는 딥러닝 학습을 위해 수술 영상 데이터를 구축하는 기업에 도움을 줄 수 있다.

II. 수술 도구 세그멘테이션

DeepLab V3+ [13]는 대표적인 semantic segmentation 딥러닝 모델로써 현재도 많은 연구자들이 이미지 세그멘테이션 모델로 사용하고 있다. DeepLab은 2015년 초기 버전 DeepLab V1을 시작으로 DeepLab V2, DeepLab V3를 거쳐 현재 DeepLab V3+ 모델까지 공개되었다 [10-13]. DeepLab은 새로운 버전을 내놓으며 조금씩 수정되었지만, 대표적으로 연산량을 유지하며 receptive field를 확장하기 위하여 atrous convolution을 사용하였으며 이는 성능향상으로도 이어졌다. Atrous convolution은 convolution kernel에 0 값을 넣는 방법으로 가중치의 개수를 늘리지 않고 window size를 늘릴 수 있다. 그림 1과 같이 rate 파라미터값을 조절하여 convolution kernel의 window size를 조절할 수 있다. DeepLab은 atrous convolution을 사용함으로써 적은 계산 비용으로 넓은 수용영역 (receptive field)을 사용하여 공간적 특징을 유지하는 segmentation에 좋은 성능을 보인다. DeepLab V2는 multi-scale에 더 잘 대응할 수 있도록 Atrous Spatial Pyramid Pooling (ASPP)을 사용하였다.

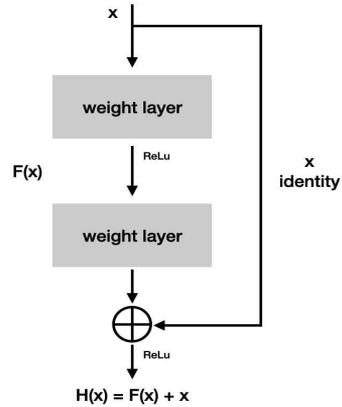


그림 3. Residual block
Fig 3. Residual block

DeepLab V3에서는 기존 ResNet 구조에 atrous convolution을 사용하여 좀 더 밀집된 특징 맵을 얻게 하였다. 마지막으로 DeepLab의 가장 최신 버전인 DeepLab V3+는 atrous separable convolution을 활용한다. Atrous separable convolution은 depth-wise separable convolution과 atrous convolution을 결합한 형태이다. Depthwise separable convolution은 입력값의 channel을 모두 축이 1이 되게 분리하여 여러 개의 convolution 필터로 계산하여 합치게 된다. 이로 인해 기존 convolution 계산보다 연산량을 줄일 수 있는 이점을 가지게 된다.

본 논문에서는 DeepLab의 가장 최신 모델인 DeepLab V3+를 사용하며 전반적인 모델 구조는 그림 2를 통해 알 수 있다.

III. 수술 도구 액션 인식

수술 도구 액션 인식의 모델의 경우 현재까지 여러 연구에서 지표로 사용되고 있는 ResNet을 사용한다. ResNet은 ILSVRC2015에서 우승을 차지하며 전년도 ILSVRC14에 우승한 차지한 GoogleNet의 성능인 6.7%에서 3.57%로 크게 격차를 벌였다 [4, 5]. ResNet이 그 전 CNN 모델들과 차이를 보인 것은 레이어의 깊이와 residual block을 사용한 것이다. ResNet은 이전에 22개의 레이어를 가진 GoogleNet보다 훨씬 많은 152개의 레이어를 가진다. 이전의 연구에서는 모델의 레이어가 깊어질수록 gradient vanishing 문제가 생겨 성능이 오히려 떨어지는 경향을 보였다. 이렇게 많은 레이어를 사용하더라도 gradient vanishing 문제가 일어나지 않고 오히려 성능이 좋아진 이유는 그림 3과 같이 residual block을 사용하였기 때문이다. residual block을 사용할 경우 미분의 최솟값이 1이 되므로 기존의 레이어가 깊어질수록 미분 값이 작아져 가중치가 결핍함에 영향을 주지 못하는 문제점을 해결하였다.

본 논문에서는 ResNet의 깊이를 다양하게 변경하며 실험을 진행하고 추가로 ResNet을 기반으로 변형된 모델인 ResNeXt와 Wide ResNet도 함께 사용한다 [14, 15].

IV. AI 서비스 모델

본 논문에서 개발하고자 하는 AI 서비스 웹사이트는 앞에서 서술한 두 모델을 통한 추론 서비스를 제공하는 웹사이트를 구현하는 것을 목적으로 한다. Python 언어를 기반으로 구현된 Flask는 Jinja2 템플릿과 Werkzeug 툴킷을 지원하여 HTML에서 Python언어를 활용하거나 Route, Session, 사용자의 Request 등을 손쉽게 처리할 수 있다.

그림 4는 AI서비스 모델을 구성하는 프론트엔드, 백엔드 모듈을 나타낸다. UI component는 사용자에게 AI서비스를 GUI로 제공하고 Template 모듈은 UI component 모듈이 사용자의 입력에 대해 동적으로 반응하도록 해준다. File upload service는 사용자가 데이터를 AI서비스 서버로 업로드할 수 있도록 도와준다. Flask 라이브러리에서 기본적으로 제공하는 Route, Session, Request 기능을 통해 페이지 구조 및 사용자 접근을 설정한다. 서버에서는 Segmentation, Action Recognition 모델을 GPU에 미리 로드하여 사용자가 입력한 데이터에 따라 추론을 실행한다.

전반적인 AI서비스 모델의 순서도 그림 5를 통해 확인할 수 있다. 서버를 실행하면 사진에 저장된 가중치 값을 통해 수술 도구 세그멘테이션 모델과 수술 도구 액션 인식을 불러온다. 웹페이지는 로그인 페이지, 메인 페이지, 추론 페이지 총 3가지로 구성한다. 처음 웹서버에 접속하면 로그인 페이지가 나타난다. 사용자가 비밀번호를 입력하여 사진에 설정된 값과 일치하면 메인페이지로 이동하도록 한다. 사진에 설정된 값은 SHA 해시함수로 암호화한다.

메인페이지에서 사용자가 좌측 박스에 이미지나 동영상 업로드를 시도하면 해당 파일을 POST 메소드를 통해 서버로 업로드 한다. 서버에서는 수술 도구 세그멘테이션 모델과 수술 도구 액션 인식 모델을 통해 추론을 진행한다. 추론이 끝나면 추론 페이지로 이동한다. 수술 도구 세그멘테이션 모델을 통해 나온 이미지, 동영상을 우측 박스에 표시하고 아래 쪽에는 수술 도구 액션 인식 결과를 표나 그래프로 표시한다.

V. 실험 결과

1. 데이터셋 및 실험 세팅

본 연구는 서울대학교 병원과 부산대학교 병원에서 제공하는 전립선암 데이터셋을 사용하였다. 데이터셋은 기존 64명의 전립선암 수술 영상을 딥러닝 학습을 위해 1초 단위로 이미지를 생성해 총 32,000장의 이미지를 생성하였다. 세그멘테이션을 통해 평가할 도구는 총 7가지이며 모든 레이블은 전문가들이 labelme [16]을 사용하여 레이블링 되었다. 데이터는 train : val : test를 8:1:1 비율로 나누었으며 같은 영상 속에 있는 이미지 데이터들이 서로 다른 데이터셋 분류로 들어가지 않게 방지하였다. 실험 환경으로는 Quadro 8000 GPU와 Pytorch 프레임워크를 사용하였다. 모든 실험

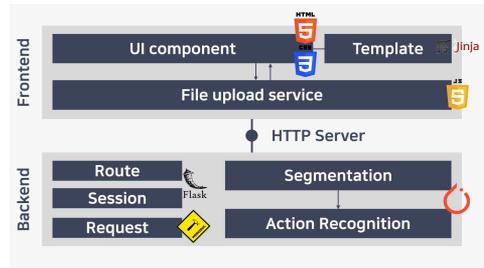


그림 4. AI 서비스 모델의 모듈 구조
Fig 4. Module structure for AI service model

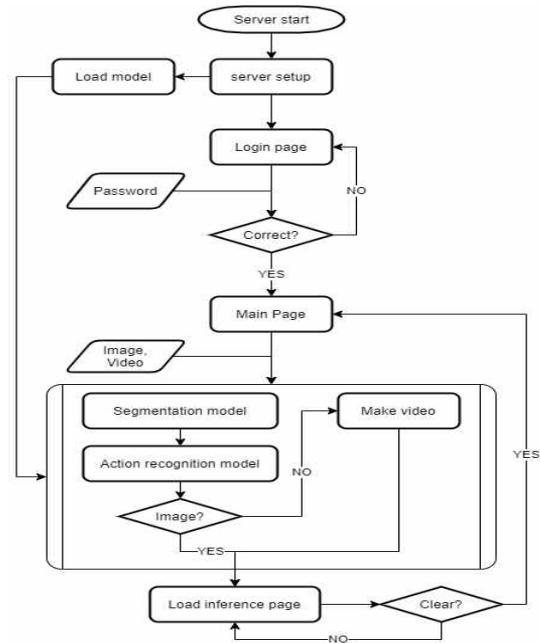


그림 5. AI 서비스 모델 순서도
Fig 5. AI service model flowchart

은 3번씩 실험하였으며 기재된 수치들은 각 실험의 최댓값들을 평균 낸 값이다. 실험에 사용된 이미지 사이즈는 각 모델의 논문에서 사용된 파라미터 세팅을 그대로 사용하였다.

2. 도구 세그멘테이션

우리는 2장에서 설명한 DeepLab V3+를 사용하여 실험을 진행하였다. 학습의 경우 학습 이미지 사이즈는 513×513, 학습률 (learning rate)는 0.007, 배치사이즈는 8을 사용하였으며 총 학습은 300번을 반복하였다. 최적화 기법으로는 SGD momentum 기법을 사용하였으며 이때 weight decay 값은 5e-4을 사용하였다. 평가지표로는 세그멘테이션 평가지표로 흔히 사용하는 mIoU (Mean Intersection over Union)를 사용하여 모델을 평가하였다. Ground truth 이미지와 학습된 모델을 사용하여 예측된 이미지를 가지적으로 비교해 보았으며 이는 그림 6을 통해 확인할 수 있다. 최종 7가지 레이블에 대한 mIoU는 0.867이 나왔으며 그림 7을 통해 모든 레이블에 대한 혼동행렬을 확인할 수 있다.

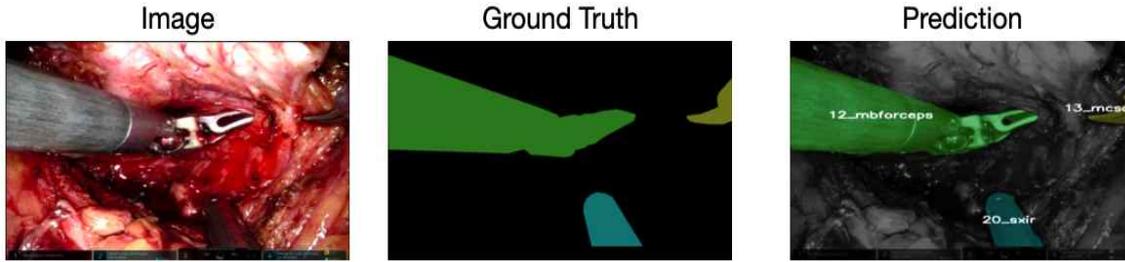


그림 6 원본 이미지, 레이블 마스크와 예측 이미지 비교

Fig 6. Comparison of original image, ground truth mask and prediction image

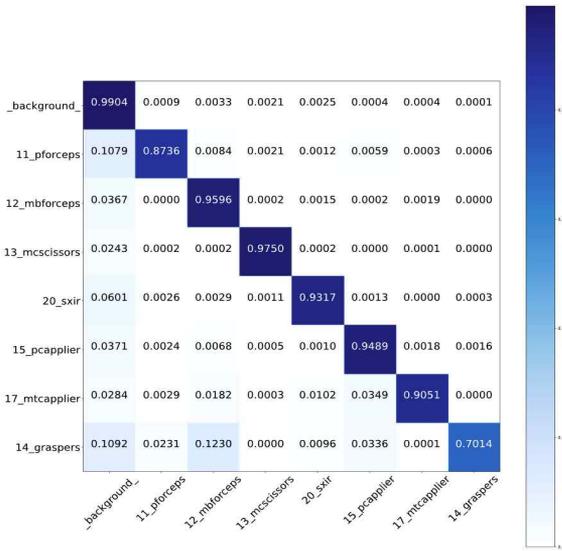


그림 7. 수술 도구 세그멘테이션 혼동행렬

Fig 7. Confusion matrix of surgical tool segmentation

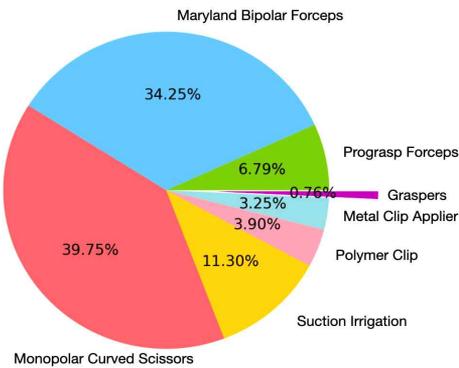


그림 8. 데이터셋에 대한 도구별 비율

Fig 8. Percentage per surgical tool for the dataset

혼동행렬을 통해 다른 도구들에 비해 레이블 grasper에 대한 인식률이 떨어지는 것을 알 수 있다. 이는 그림 8을 통해 알 수 있듯 학습 데이터에서 Graspers가 차지하는 비율이 0.76%로 다른 도구에 비해 학습이 제대로 되지 않아 일반화가 되지 않아 테스트셋에 대한 성능이 그림 7과 같이 나옴을 알 수 있다.

표 1. 수술 도구 액션 인식 데이터셋 분포

Table 1. Distribution of surgical tool action recognition

	close	open
train	57295	14640
val	6838	1926
test	7112	2226

표 2. 수술 도구 액션 인식 정확도

Table 2. Accuracy for surgical tool action recognition

Model	number of params	accuracy
ResNet18	11M	0.8287
ResNet34	21M	0.8360
ResNet50	25M	0.8658
ResNet101	44M	0.8588
ResNet152	60M	0.8609
ResNeXt50_32x4d	25M	0.8696
ResNeXt101_32x8d	88M	0.8555
Wide_ResNet50_2	68M	0.8503
Wide_ResNet101_2	126M	0.8549

3. 도구 액션 인식

도구 액션 인식은 3장에서 설명한 다양한 ResNet모델을 기반으로 학습을 진행하였으며 모델의 마지막 레이어에 추가로 FC (Fully Connected) 레이어 2개를 더 연결하였다. 레이블은 열림, 닫힘 2가지이며 표1과 같이 열림과 닫힘에 대한 데이터셋 분포의 차이가 커 ImbalancedDatasetSampler 라이브러리를 사용하였다.

ImbalancedDataset Sampler 라이브러리는 레이블별 가중치를 추정하여 데이터 집합에서 가중치를 이용하여 데이터를 샘플링한다. 학습에 사용된 파라미터로는 학습 이미지 사이즈는 224×224, 학습률은 0.01을 사용하였으며 배치사이즈는 128을 사용하였다. 최적화 기법은 SGD momentum을 사용하였으며 이때 weight decay는 5e-4이다.

실험 결과는 표2에서 확인할 수 있으며 평가지표로는 정확도 (accuracy)를 사용하였다. 최종적으로 ResNeXt50_32x4d가 가장 좋은 성능인 0.8696의 정확도를 보여주었다.

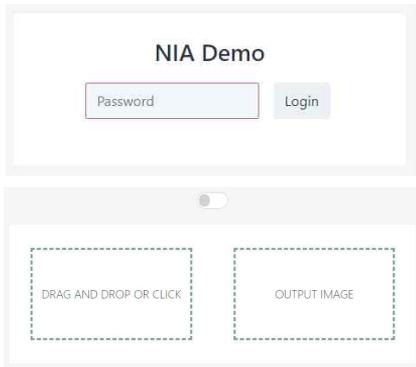
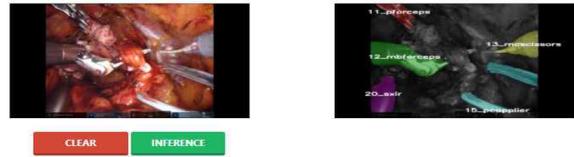


그림 9. 로그인 페이지와 메인 페이지
Fig 9. Login page and main page



Name	Status
11_forceps	CLOSE
12_mbf forceps	CLOSE
13_mscissors	CLOSE
15_pcapplier	OPEN

그림 10. 추론 페이지 (이미지)
Fig 10. Inference page (Image)

4. AI 서비스 모델

수술 도구 세그멘테이션 모델과 수술 도구 액션 인식 모델의 웹서비스 구현을 위해 같은 언어를 사용하는 Python 기반 웹서버인 Flask를 사용하였다.

그림 9는 해당 웹사이트에 들어가서 로그인한 후 사용자가 이미지나 동영상 파일을 업로드 할 수 있는 메인 페이지를 구현한 화면이다.

메인 페이지에서 좌측 박스는 사용자가 이미지나 동영상을 업로드하는 기능이 있고, 우측 박스는 수술 도구 세그멘테이션 모델의 추론 결과를 보여준다.

그림 10의 이미지 추론 같은 경우, 먼저 사용자가 업로드한 이미지를 HTTP POST 메소드를 통해 서버에 저장한다. 그 다음 서버에 내장된 수술 도구 세그멘테이션 모델을 통해 세그멘테이션 마스크가 더해진 이미지를 만들어내고, 해당 이미지를 가지고 수술 도구 액션 인식 모델에서 각 수술 도구들의 액션 인식 결과를 도출해낸다.

그림 11의 동영상 추론도 이미지 추론과 동일하게, HTTP POST 메소드를 통해 파일을 업로드 한 뒤, 동영상 각 프레임마다 수술 도구 세그멘테이션 모델, 수술 도구 액

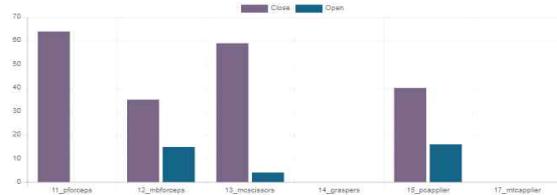
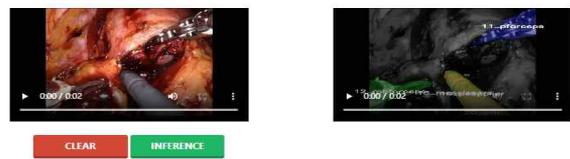


그림 11. 추론 페이지 (동영상)
Fig 11. Inference page (Video)

션 인식 모델을 걸쳐 결과를 얻는다. 각 프레임마다 수술 도구 액션 인식 결과 값을 모아서 그래프로 나타내었다. 또 수술 도구 세그멘테이션 모델을 통해 나온 이미지들을 'vp9' 코덱의 동영상으로 만들어 우측 박스에 보여준다.

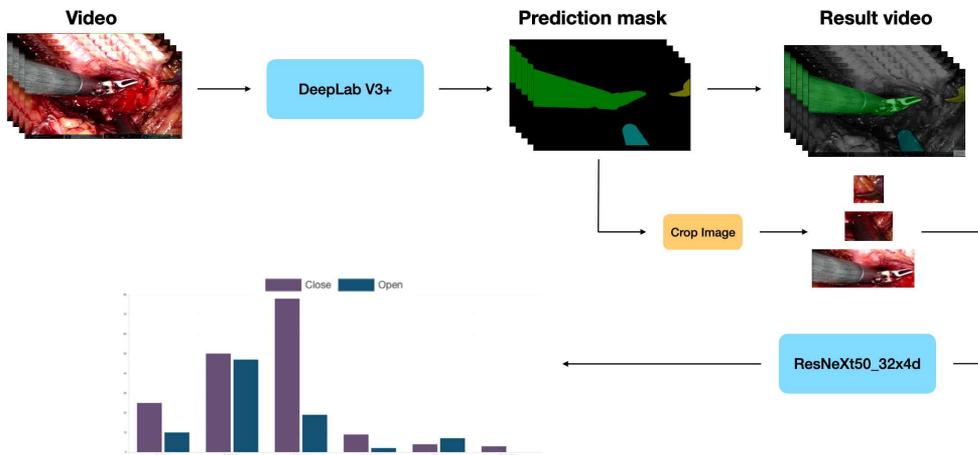


그림 12. AI 서비스 추론 흐름도
Fig 12. AI service inference flow

그림 11의 동영상 추론도 이미지 추론과 동일하게, HTTP POST 메소드를 통해 파일을 업로드 한 뒤, 동영상 각 프레임마다 수술 도구 세그멘테이션 모델, 수술 도구 액션 인식 모델을 걸쳐 결과를 얻는다. 각 프레임마다 수술 도구 액션 인식 결과 값을 모아서 그래프로 나타내었다. 또 수술 도구 세그멘테이션 모델을 통해 나온 이미지들을 'vp9' 코덱의 동영상으로 만들어 우측 박스에 보여준다.

그림 12는 AI 서비스 모델에서 수술 도구 세그멘테이션 모델과 도구 액션 인식 모델의 추론 (inference) 흐름을 나타낸 것이다. 단일 이미지 또는 동영상의 복수 이미지가 입력으로 들어오면 우선 수술 도구 세그멘테이션을 수행한다.

DeepLab V3+ 모델은 수술 도구 세그멘테이션을 수행하여 원본 이미지에서 수술 도구에 해당되는 위치에 마스크를 만들어낸다. 그 뒤 FCN 툴을 이용하여 원본이미지와 결합하여 주석(annotation)까지 입력된 세그멘테이션 결과 이미지를 출력해낸다. 여기서 세그멘테이션 마스크를 활용하여 마스크 위치를 토대로 원본 이미지에서 잘라낸 수술 도구별 이미지를 수술 도구 액션 인식 모델의 입력 데이터로 활용한다. 수술 도구 액션 인식 모델은 ResNeXt50_32x4d 모델을 활용한다. 동영상의 경우 프레임 하나씩 수술 도구 별로 추론을 수행하여 나온 Close, Open의 결과를 합산하여 추론 결과 페이지에 수술 도구 별 Close, Open 횟수를 그래프로 나타낸다. 도출된 그래프를 통해 해당 수술 도구가 사용되는 동안 Close, Open 상태의 시간 비율을 알 수 있다. 향후 단순히 수술 도구의 Close, Open 상태 뿐만 아니라 수술 부위에 Touch 되었는지, Energy를 가하는지 등 여러 상태를 인식하도록 하여 궁극적으로 수술 로봇이 영상을 통해 수술 도구의 상태를 인식하는 것을 넘어, 수술 진행 상태를 인식하는 것을 기대할 수 있다.

AI 서비스 모델은 Python 기반의 웹서버 Flask를 이용하여 수술 도구 세그멘테이션 모델과 수술 도구 액션 인식 모델을 웹상에서 서비스할 수 있도록 설계하였다. 설계된 웹사이트는 구현된 모델을 실제로 사용자가 이용할 수 있을 뿐만 아니라 하단에 그래프로 결과를 표시하는 등 사용자가 데이터를 이해하고 서비스를 이용하는데 편리하도록 구현하였다.

VI. 결론

본 연구는 딥러닝을 사용하여 로봇 지원 수술에 보조 역할을 할 수 있는 AI 서비스를 제안한다. 제안된 보조 역할은 수술 도구의 세분화와 행동 인식이며 최종 도구 세분화 mIoU 성능은 0.867, 도구 액션 인식 정확도는 0.8696을 보여주었다. 공개된 AI 서비스 웹 페이지에서 사용할 수 있다.

후속 연구로는 더욱 다양한 모델과 기법으로 세그멘테이션 및 인식 성능을 향상시키며 사용하는 AI 서비스 웹페이지에서도 추가적으로 기능들을 추가할 예정이다. 현재 AI 서비스 모델은 수술 도구 세그멘테이션의 인코더-디코더 구조 때문에 추론속도가 4FPS로 실시간으로 서비스하는데 무리

가 있다. 향후 다중 GPU 추론, 모델 경량화 등의 연구를 통해 추론속도를 향상시킬 계획이다.

References

- [1] Olga Russakovsky, Jia Deng, Hao Su, Jonathan Krause, Sanjeev Satheesh, Sean Ma, Zhiheng Huang, Andrej Karpathy, Aditya Khosla, Michael Bernstein, Alexander C. Berg and Li Fei-Fei "Imagenet large scale visual recognition challenge." International journal of computer vision 115.3 (2015): 211-252.
- [2] Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton. "ImageNet classification with deep convolutional neural networks." Communications of the ACM 60.6 (2017): 84-90.
- [3] Simonyan, Karen, Andrew Zisserman. "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition." arXiv preprint arXiv:1409.1556 (2014).
- [4] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 770-778, 2016.
- [5] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, Andrew Rabinovich. "Going deeper with convolutions." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015.
- [6] Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens van der Maaten, Kilian Q. Weinberger. "Densely connected convolutional networks." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017.
- [7] Tan, Mingxing, Quoc Le. "Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks." International Conference on Machine Learning. PMLR, 2019.
- [8] Long, Jonathan, Evan Shelhamer, Trevor Darrell. "Fully convolutional networks for semantic segmentation." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015.
- [9] Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, Thomas Brox. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015.
- [10] Liang-Chieh Chen, George Papandreou, Iasonas Kokkinos, Kevin Murphy, Alan L. Yuille. "Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected crfs." arXiv preprint arXiv:1412.7062 (2014).
- [11] Liang-Chieh Chen, George Papandreou, Iasonas Kokkinos, Kevin Murphy, Alan L. Yuille. "Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs." IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 40.4 (2017): 834-848.
- [12] Liang-Chieh Chen, George Papandreou, Florian Schroff, Hartwig Adam. "Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation." arXiv preprint arXiv:1706.05587 (2017).
- [13] Liang-Chieh Chen, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian

Schroff, Hartwig Adam. "Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation." Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018.

- [14] Saining Xie, Ross Girshick, Piotr Dollar, Zhuowen Tu, Kaiming He. "Aggregated residual transformations for deep neural networks." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017.
- [15] Zagoruyko, Sergey, Nikos Komodakis. "Wide residual networks." arXiv preprint arXiv:1605.07146 (2016).
- [16] Bryan C. Russell, Antonio Torralba, Kevin P. Murphy, William T. Freeman. "LabelMe: a database and web-based tool for image annotation." International journal of computer vision 77.1-3 (2008): 157-173.

1) <http://vl.knu.ac.kr/nia/>

Jaehyeop Choi (최재협)



2020 Electronics Engineering from Kyungpook National University (B.S.)
 2021~Artificial Intelligence from Kyungpook National University (Master Student)

Career:

2021 Kyungpook National University, Master Student
 Field of Interests: Deep Learning & Computer Vision
 Email: jaebb95@knu.ac.kr

Haejin Lee (이해진)



2020 Computer and Science Engineering from Kyungpook National University (B.S.)
 2021~Artificial Intelligence from Kyungpook National University (Master Student)

Career:

2021 Kyungpook National University, Master Student
 Field of Interests: Deep Learning & Computer Vision
 Email: seareale@gmail.com

Chang Wook Jeong (정창욱)



2001 Seoul National University College of Medicine (M.D.)
 2005 Seoul National University College of Medicine (M.S.)
 2011 Seoul National University College of Medicine (Ph.D.)

Career:

2011~2013 Seoul National University Bundang Hospital, Assistant Professor
 2013~2015 Seoul National University Hospital, Assistant Professor
 2015~Seoul National University Hospital, Associate Professor
 2020~Seoul National University College of Medicine, Associate Professor

Field of Interests: Deep Learning, Surgical Innovation
 Email: drboss@snu.ac.kr

Heechul Jung (정희철)



2007 Internet from Sejong University (B.S.)
 2010 Information and Communication Engineering from the Gwangju Institute of Science and Technology (M.S.)

2018 Electrical Engineering from the Korea Advanced Institute of Science and Technology (Ph.D.)

2019~Artificial Intelligence from Kyungpook National University (Assistant Professor)

Career:

2019 Hyundai Motor Company, Senior Researcher
 2019 Kyungpook National University, Assistant Professor
 Field of Interest: Deep Learning & Computer Vision
 Email: heechul@knu.ac.kr