

[붙임5]

캡스톤 디자인 II 최종결과 보고서

프로젝트 제목(국문): 신생아 호흡 곤란 증후군의 X-ray 진단 연구

프로젝트 제목(영문): X-ray diagnostic study of neonatal respiratory distress syndrome

프로젝트 팀(원): 학번: 20191752 이름: 장어진

프로젝트 팀(원): 학번: 20172614 이름: 조한용

지도교수: 장한얼

1. 중간보고서의 검토결과 심사위원의 '수정 및 개선 의견'과 그러한 검토의견을 반영하여 개선한 부분을 명시하시오.

없음.

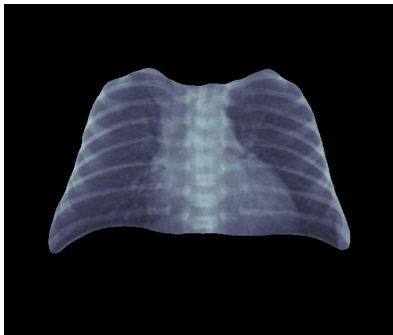
2. 기능, 성능 및 품질 요구사항을 충족하기 위해 본 개발 프로젝트에서 적용한 주요 알고리즘, 설계방법 등을 기술하시오.

신생아 X-ray 영상에서 RDS를 진단하기 위해 적용한 설계 방법은 크게 5단계로 나눌 수 있다. 첫 번째, 기본적인 실험 결과를 보기 위해 DICOM 형식의 파일을 PNG 형식으로 변환을 해준다.

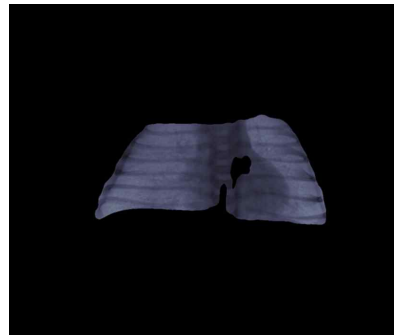
두 번째, RDS 진단에 필요한 관심 영역만을 보고 진단할 수 있도록 X-ray 영상에서 폐 영역만 분할을 수행하는 분할(Semantic Segmentation) 모델을 설계, 학습 및 평가한다. 활용한 분할 모델은 segmentation_models.pytorch에서 제공하는 U-Net을 활용하였고 Encoder는 ImageNet으로 사전학습된 EfficientNet-B5를 활용했다. 그에 대한 예시는 그림 1과 같다.

세부적으로 분할에 대한 결과는 크게 세가지로 구분할 수 있었다.

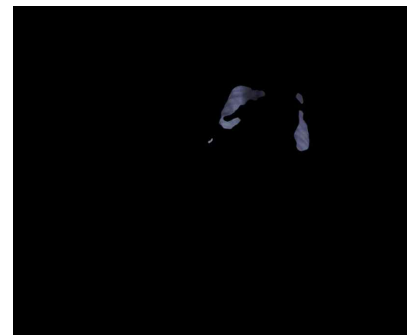
1. 폐 영역을 잘 분할한 경우 (그림 3 참고)
2. 폐 영역에 구멍이 있는 경우 (그림 4 참고)
3. 분할을 수행하지 못 한 경우 (그림 5 참고)



[그림 3] 잘 분할한 경우



[그림 4] 폐 영역 구멍 존재



[그림 5] 분할 실패

폐 영역을 잘 분할했다고 생각되는 그림 3의 케이스를 제외하고 그림 4와 그림 5에 대해서는 성능 향상을 위한 후처리를 적용했다. 먼저, 폐 영역에 구멍이 존재하는 경우는 중간값 필터를 활용해 보정을 했다. 그리고 분할을 실패했다고 보는 경우는 영역의 넓이가 3만 픽셀 이하인 경우로 잡았다. 이 경우, 영상을 시계와 반시계 방향으로 회전시키고 회전된 영상을 가지고 다시 분할을 수행해 결과를 도출했다.

세 번째, 분할 모델의 결과(그림 1 참고) 역시 폐 영역이 사진에서 차지하는 영역이 작고 검정색의 의미없는 부분이 많아 그림 2처럼 폐 영역만을 남긴 영상을 생성한다.

네 번째, 그림 2와 같이 폐 영역만을 남긴 영상을 바탕으로 신생아가 RDS인지 Non-RDS인지를 진단하는 진단(Image Classification) 모델을 학습시키고 그 성능을 평가한다. 진단에는 ImageNet으로 사전학습된 EfficientNet B0, B3, B5 모델을 fine tuning하여 사용했다.

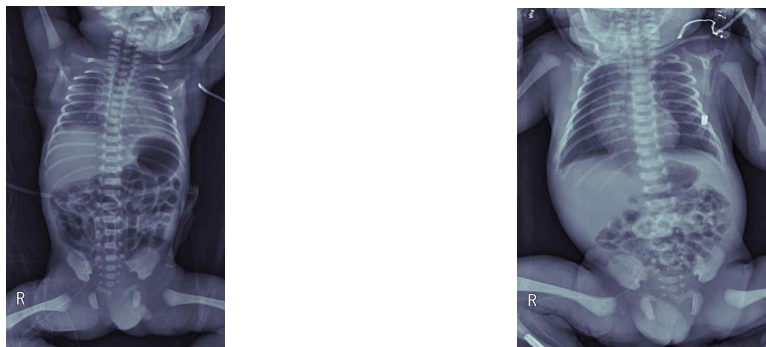
진단(Image Classification) 모델이 폐 영역만 보고 RDS를 진단을 하는 것을 알아보기 위해 모델이 정확히 어디를 보고 분류를 진행하는지 알아보기 위해 Grad-CAM을 사용하여 결과 시각화를 진행한다.

결과를 분석해서 진단 모델이 주로 어느 부분을 관찰하는지 살펴보고 영상의학에서 X-ray를 보고 판단

하는 것과 동일하게 보는 것인지 확인한다. 문제점이 있다면 해당 문제를 개선하는 것도 포함한다.

마지막으로 해당 과정을 바탕으로 의사에게 도움을 줄 수 있는 진단 보조 프로그램을 설계한다. 원래 X-ray 이미지, 폐 영역 Crop 이미지, 가중치 시각화된 이미지, RDS 판별 여부 등을 보여줄 수 있다.

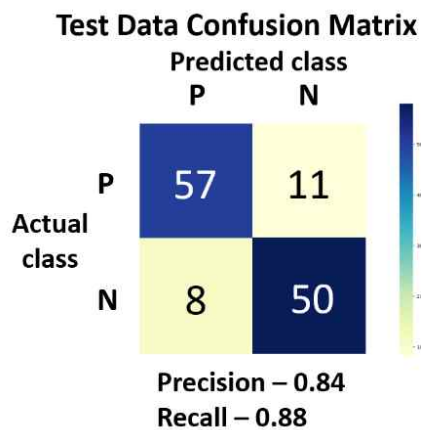
3. 요구사항 정의서에 명시된 기능 및 품질 요구사항에 대하여 최종 완료된 결과를 기술하시오.



[그림 6] PNG 파일예시 (좌측 : RDS, 우측 : Non-RDS)

DICOM 형식의 파일을 PNG 파일로 변환 완료 - 그림 6 참고

U-Net(Semantic Segmentation)을 학습시켜 폐 영역 분할 및 성능 평가 완료 - 그림 7 참고



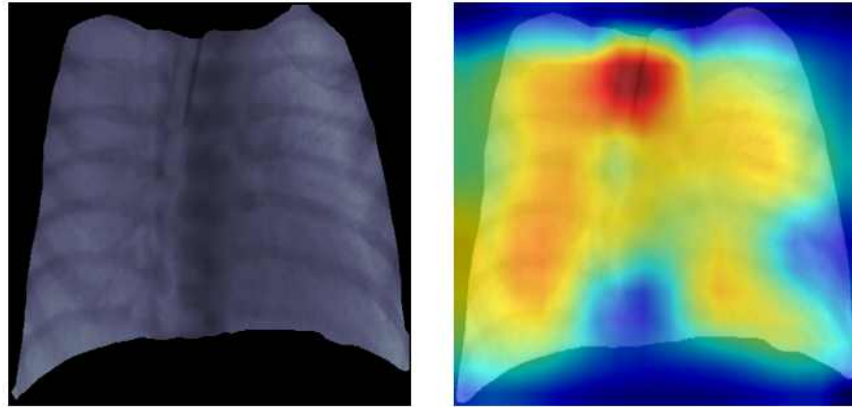
$$\text{Precision} = \frac{tp}{tp+fp}$$

$$\text{Recall} = \frac{tp}{tp+fn}$$

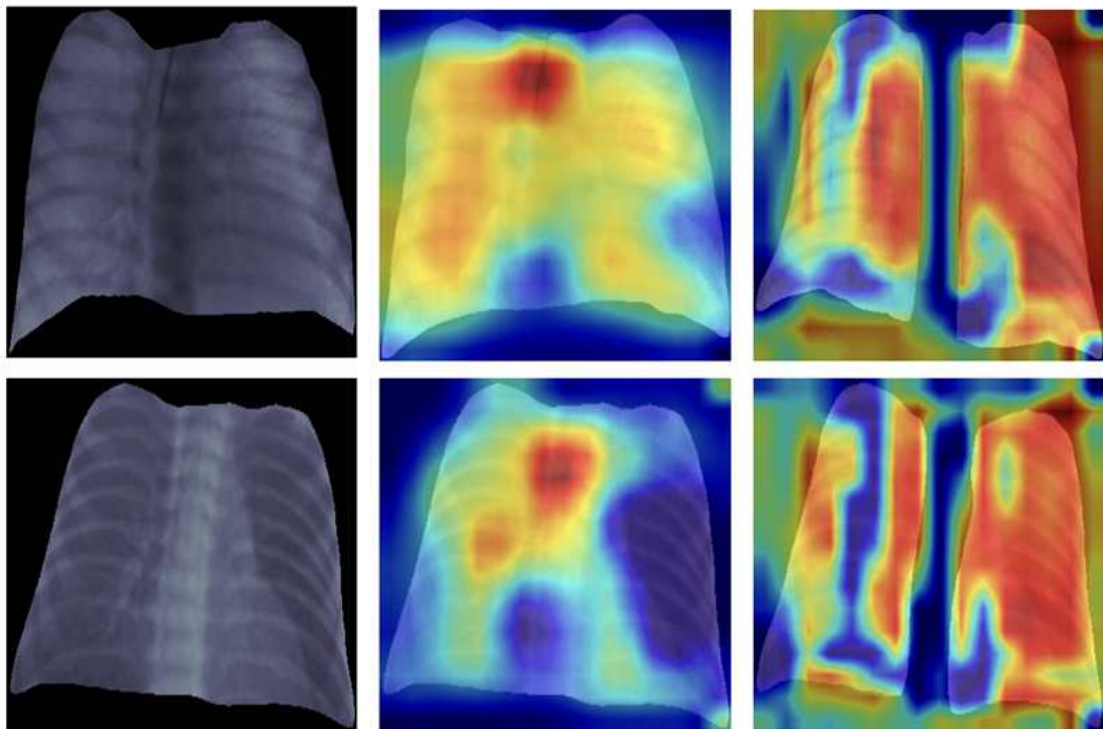
[그림 8] Test Data Confusion Matrix

EfficientNet(Image Classification)을 학습시켜 RDS 진단 및 성능 평가 완료 - 그림 8 참고

Grad-CAM을 활용해 진단 모델이 주요하게 보는 영역 확인 및 문제점 분석 - 그림 9 참고

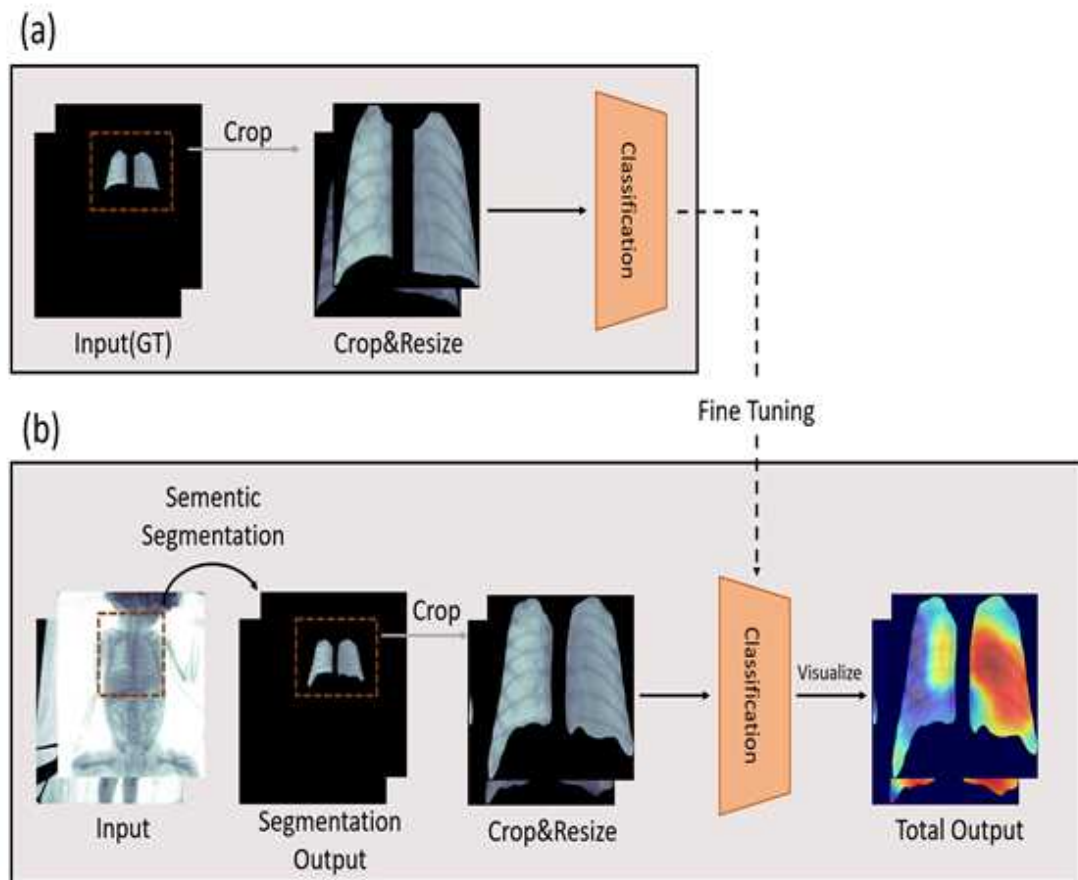


[그림 9] 진단 모델 Grad-CAM 결과

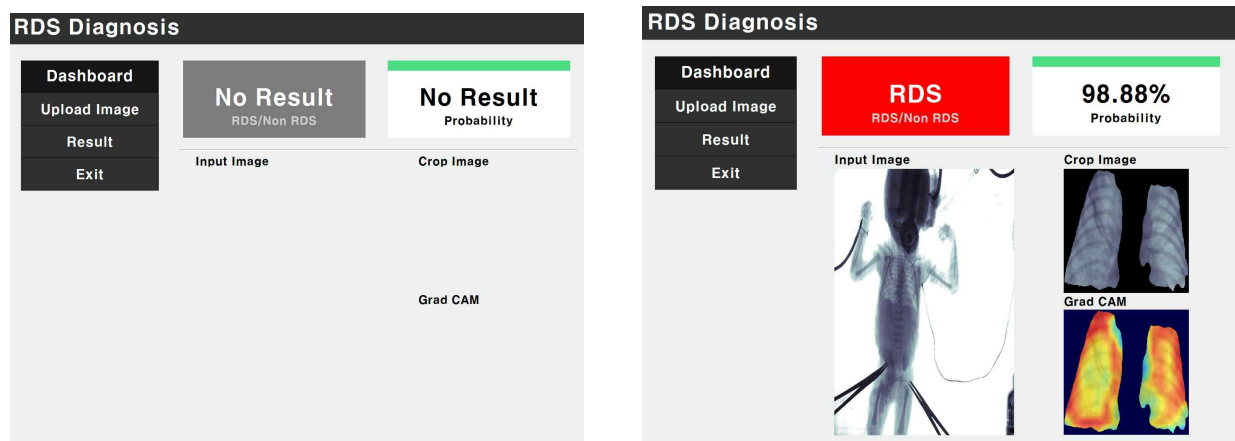


[그림 10] 삼관 영역 제거에 따른 가중치 시각화 비교

확인된 문제점을 해결, 삼관 영역을 제거함 - 그림 10 참고



[그림 11] Overview



[그림 12] 진단 프로그램 예시

학습한 모델을 바탕으로 만든 진단 보조 프로그램 예시 - 그림 12 참고

4. 구현하지 못한 기능 요구사항이 있다면 그 이유와 해결방안을 기술하시오,

최초 요구사항	구현 여부(미구현, 수정, 삭제 등)	이유(일정부족, 프로젝트 관리미비, 팀원변동, 기술적 문제 등)
	전부 구현	해당사항 없음

5. 요구사항을 충족시키지 못한 성능, 품질 요구사항이 있다면 그 이유와 해결방안을 기술하시오.

분류(성능, 속도 등) 및 최초 요구사항	충족 여부(현재 측정결과 제시)	이유(일정부족, 프로젝트 관리미비, 팀원변동, 기술적 문제 등)
	충족	해당사항 없음

6. 최종 완성된 프로젝트 결과물(소프트웨어, 하드웨어 등)을 설치하여 사용하기 위한 사용자 매뉴얼을 작성하시오.

① 학습과 시각화 자료를 위한 결과물

실행 파일

DICOM2PNG.py, Segmentation.py, Img_Crop.py, Classification.py, Grad_CAM.py

1) 사용자는 DICOM 형식의 파일을 모델 학습을 위해 PNG 파일로 바꾸기 위해서 DICOM2PNG.py를 실행

*파일 내에서 DICOM 형식의 파일 경로와 PNG로 변환했을 때 저장할 경로를 지정하여준다.

파일을 실행하면 DICOM 형식의 파일이 PNG 이미지로 변환된다.

2) 사용자는 이미지 분할을 위해 PNG파일로 변환한 이미지를 Segmentation.py를 이용해 분할

*Segmentation.py 파일 내 이미지 처리, 모델 학습을 위한 경로를 설정하여 준다.

*이미지를 불러오는 경로는 이미지와 마스크 파일이 있는 경로를 지정해준다.

*이후 모델 학습을 통해 생성된 모델을 저장할 경로를 지정해준다.

*다음 생성된 모델로 이미지를 분할하여 생성된 이미지를 저장할 경로를 지정해준다.

파일을 실행하면 폐 영역만을 남긴 이미지가 생성된다.

3) 사용자는 RDS 진단을 위한 분류 모델을 학습하기 전 Segmentation을 통해 만들어진 이미지를 잘라내기 위해 IMG_Crop.py를 실행해야 한다.

*파일 내에서 이미지를 불러오는 경로, 이미지를 저장할 경로를 지정하여준다.

파일을 실행하면 Segmentation 결과에서 검은색 배경을 제외한 폐 영역만을 남긴 이미지가 생성된다.

4) 사용자는 Crop된 이미지로 RDS 진단을 위한 분류를 하기 위해 Classification.py를 실행해야 한다.

*이미지를 불러오는 경로를 지정해준다.

*모델 학습 후 모델을 저장하는 경로를 지정해준다.

*학습된 모델을 바탕으로 이미지를 TP, TN, FP, FN으로 나눠주는 경로를 지정해준다.

파일을 실행하면 Classification 결과를 바탕으로 이미지를 TP, TN, FP, FN 폴더 별로 나눠준다.

5) 사용자는 Classification 결과를 바탕으로 시각화하여 모델 학습 결과를 확인하는 Grad_CAM.py 파일을 실행해야 한다.

*Classification 모델을 불러오는 경로를 지정한다.

*이미지를 불러오는 경로를 지정한다.

파일을 실행하면 GradCAM 결과를 생성한다.

Docker환경에서 Python 파일을 실행시키면 이미지 분할을 통해 폐 분할된 이미지를 생성하고 그 이미지를 바탕으로 RDS를 진단한다. 파일 실행이 끝나면 정확도가 출력되고, TP,TN,FP,FN 폴더에 분류 결과에 따른 이미지와 Grad-CAM 결과를 복사한다. 이 결과를 바탕으로 RDS 진단이 가능하다.

② 진단 보조 프로그램을 위한 결과물

실행 파일

CV_segmentation_visualize.py, CV_gradcam_ensemble.py, img_crop.py, main_cmd.py

- 1) 알맞은 경로에 학습된 모델과 코드를 반영
- 2) 실행을 위한 가상환경을 실행하고 main_cmd.py 코드를 실행
- 3) upload image와 Result 버튼 등을 활용하여 프로그램을 적절히 사용한다.
upload image 진단하고자 하는 image의 원본을 업로드함.
Result 업로드된 이미지를 바탕으로 RDS를 진단함.
프로그램 예시는 그림 12를 참고

7. 캡스톤디자인 결과의 활용방안

신생아 호흡곤란 증후군(RDS)는 주로 미숙아에게 가장 흔하게 발생하고 치명적인 호흡기 질환이다. 최근 고령 산모, 시험관 시술, 제왕절개 등이 증가 됨에 따라 RDS가 발생하는 신생아들이 증가하고 있다. 또한, 미숙아 사망 주요 원인 1위가 RDS인 만큼 심각한 문제이다. 현재 영상의학 분야에서는 RDS를 X-ray 영상을 가지고 판단하며, 폐 영역만을 보고 판단한다. 또한, 딥러닝 모델의 신뢰성을 높이기 위해 Grad-CAM을 통해 결과를 시각화하여 해당 모델이 전문가들이 원하는 부분을 보고 진단했는지를 보여 준다. 이러한 결과는 더 빠르고, 더 정확한 RDS 진단을 가능하게 하여 많은 RDS로 고통을 받고있는 미숙아들에게 더 빠르고 적절한 치료가 가능하게 할 수 있다.

현재 의료 시장은 의료 인력과 환자 간의 불균형으로 인한 의료 서비스에 대한 필요성이 증가하고 있다. 또한, 전 세계 의료용 인공지능 시장은 연평균 40% 이상의 성장률을 보이며 2026년에 시장 규모가 450억 달러에 이를 것으로 전망되고 있다. 딥러닝 모델을 이용해 질병 진단을 하는 경우 초기에 학습한 모델이 있다면 이후 과정에서는 크게 비용이 증가 되지 않고 사용 가능하므로 지속 가능한 수익모델이다.