



신생아 호흡 곤란 증후군의 X-ray 진단 연구

장어진, 조한용

한밭대학교 컴퓨터공학과



CONTENTS

01 Introduction

02 전체 시스템 구성도

03 관심 영역 분할의 필요성 및 데이터 소개

04 분할 알고리즘 설계 방법 및 결과

05 분류 알고리즘 설계 방법 및 결과

06 시각화 결과

07 우수성 입증 자료

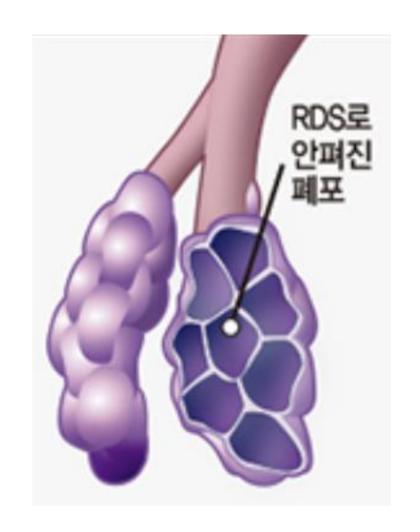
08 결론



Introduction

신생아 호흡곤란 증후군(Respiratory Distress Syndrome)은 무엇인가?





폐 표면 활성제가 부족하면, 폐가 확장된 상태를 유지하지 못해 X-ray 촬영을 하면 폐가 공기로 찬 음영이 아닌 간유리 같이 뿌옇게 나타남



Introduction

신생아 호흡곤란 증후군(Respiratory Distress Syndrome)은 무엇인가?



RDS(신생아 호흡곤란 증후군)



NonRDS (정상)

RDS는 폐가 확장된 상태를 유지하지 못해 X-ray 촬영을 하면 폐가 간유리 같이 뿌옇게 나타남

반면 Non-RDS의 폐는 공기로 찬 음영으로 보임



Introduction

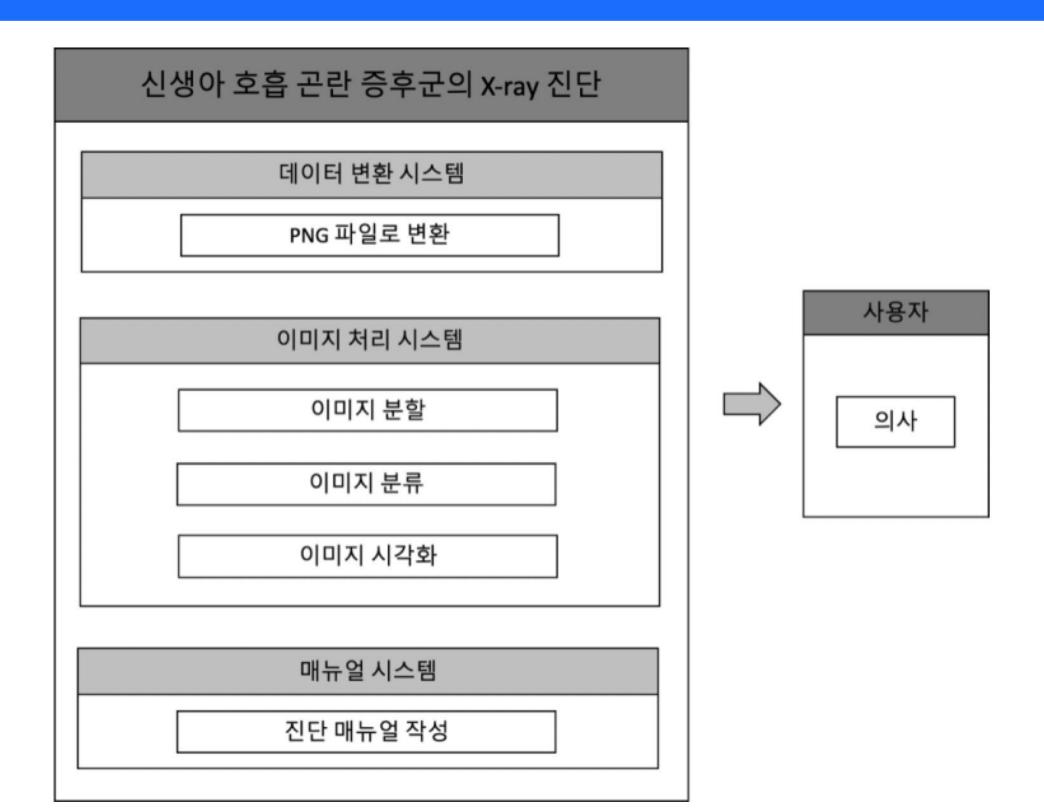
기존 관련 연구와 본 연구의 필요성

- 기존 질환 판별 연구
 - 관심 영역을 분할하는 것이 필수적인 단계
 - ㅁ 관심 영역을 제대로 분할하지 못하면 잘못된 질환 판별을 하거나 큰 오차를 일으킬 수 있음
- 신생아 질환 탐지에서의 적용
 - ㅁ 신생아는 아주 어리고 폐 영역도 작아 정확한 진단을 할 수 있는지 의문으로 남아있었음
 - □ 신생아 특성 상 관심영역이 일관된 위치, 방향이 아님
 - X-ray 사진에 다양한 기계 장치가 포함되어 영향을 미칠 가능성이 높음
- 신생아 질환 중 심각한 문제
 - □ 미숙아 주 사망원인



전체 시스템 구성도

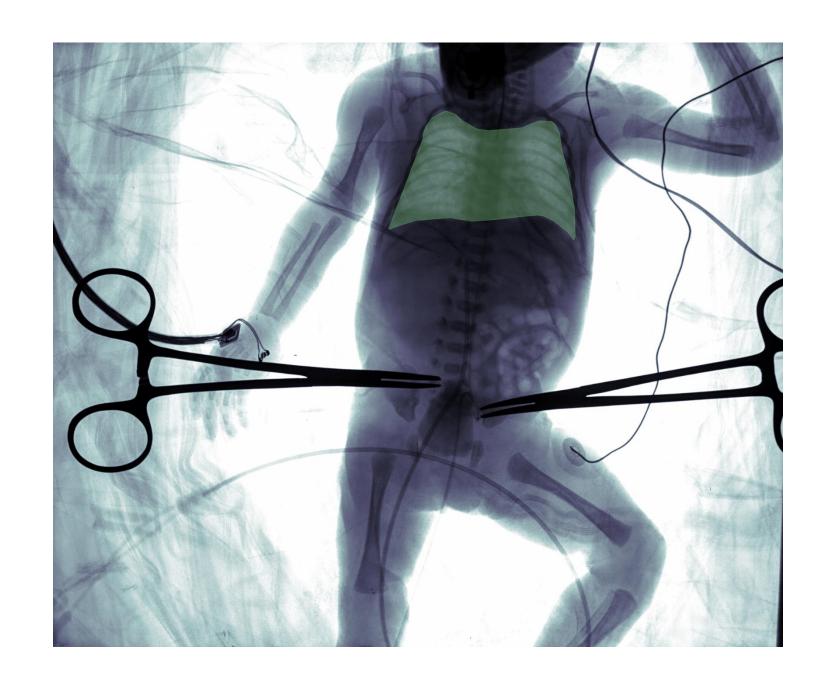
신생아 호흡 곤란 증후군 진단의 전체 시스템 구성도





관심영역 분할의 중요성

다양한 기계 장치들이 진단에 영향을 끼칠 수 있다.







데이터소개

dicom, json, csv file 존재



RDS



Non-RDS

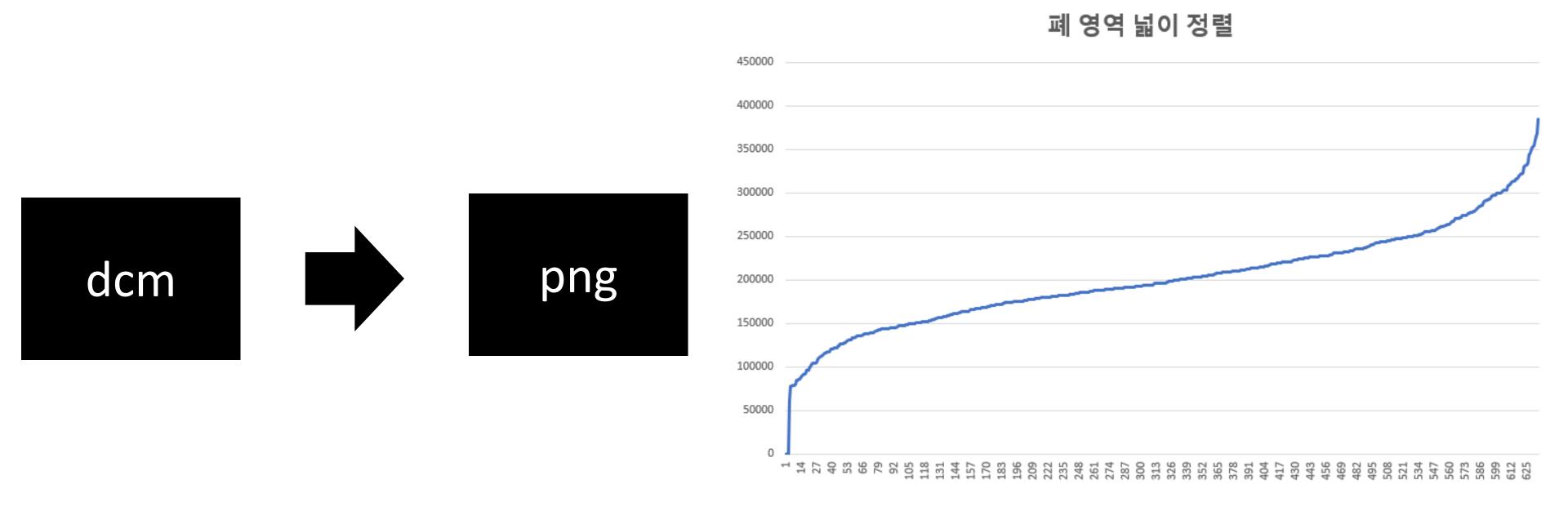
filepath	rds	exist_json	roi_area	height	width	
C:₩dataset₩medical_imaging ^t	1	1	199757	2614	2164	
C:₩dataset₩medical_imaging ¹	1	1	173892.9	1657	956	
C:₩dataset₩medical_imaging ¹	0	1	185266	1573	1040	
C:₩dataset₩medical_imaging ^t	1	1	220792.6	2614	2164	
C:₩dataset₩medical_imaging ^t	1	1	137998.4	1370	884	
C:₩dataset₩medical_imaging ^t	0	1	236400	1775	1420	
C:₩dataset₩medical_imaging ¹	0	1	384889.5	2460	1950	
C:₩dataset₩medical_imaging ¹	0	1	203891	2614	2164	
C:₩dataset₩medical_imaging ¹	0	1	133840.8	1484	830	
C:₩dataset₩medical_imaging ¹	1	1	135895.5	1882	1970	
C:₩dataset₩medical_imaging ¹	1	1	246811.5	1775	1420	

CSV 파일 정보 예시



데이터소개

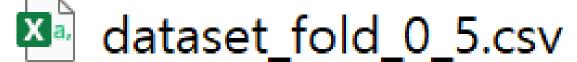
dcm -> png convert, 폐 영역 고려 5그룹으로 분할

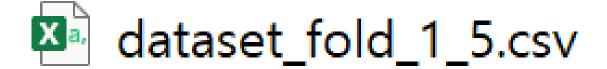




데이터 소개

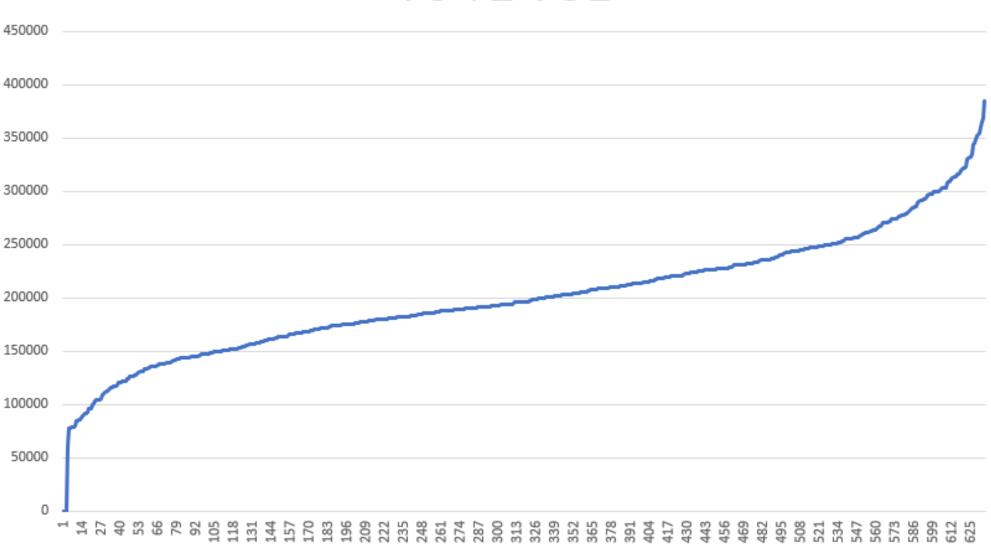
dcm -> png convert, 폐 영역 고려 5그룹으로 분할





- dataset_fold_2_5.csv
- dataset_fold_3_5.csv
- dataset_fold_4_5.csv

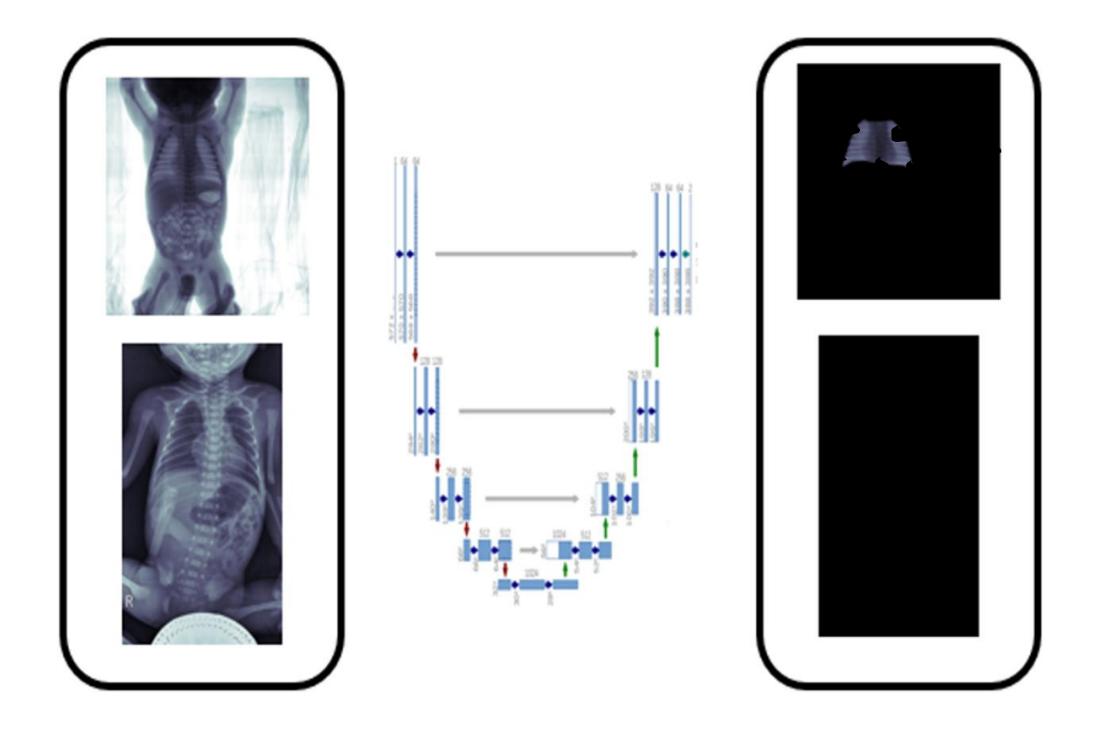






주요 알고리즘 및 설계 방법

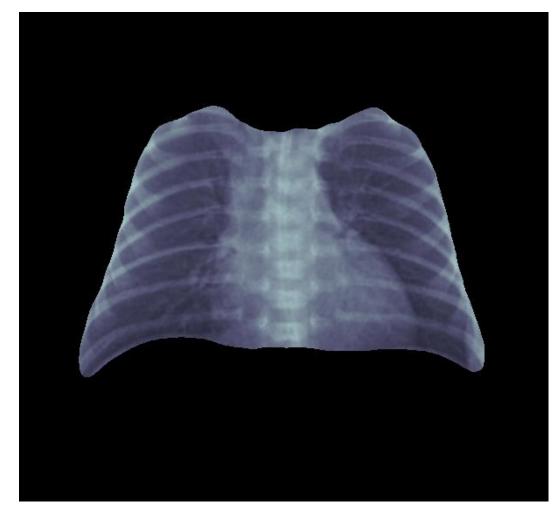
Semantic Segmentation (UNet)



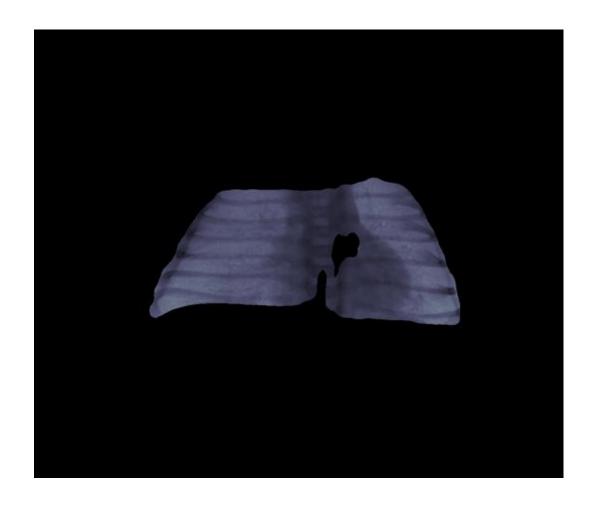


폐영역분할결과

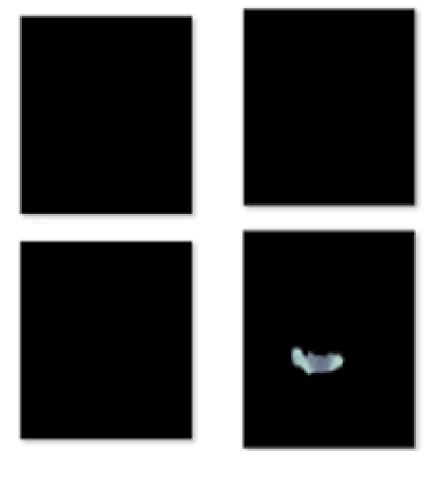
Unet을 활용한 분할 결과와 사용한 후처리



폐 영역 분할이 잘 된 예시



분할 영역 구멍 예시



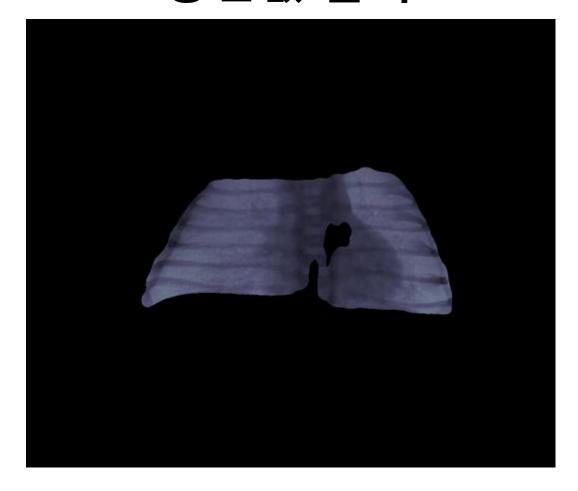
분할 수행 못 한 예시



폐 영역 분할 결과

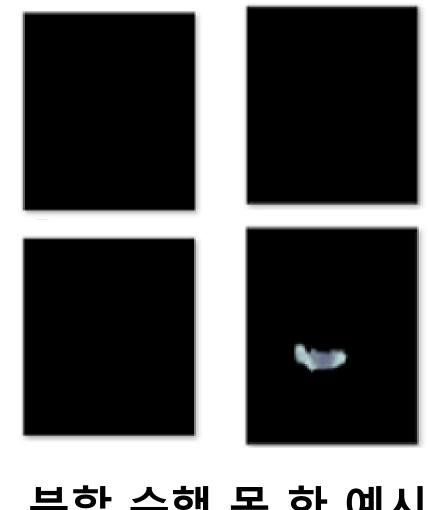
Unet을 활용한 분할 결과와 사용한 후처리

중간값 필터



분할 영역 구멍 예시

이미지 회전 후처리

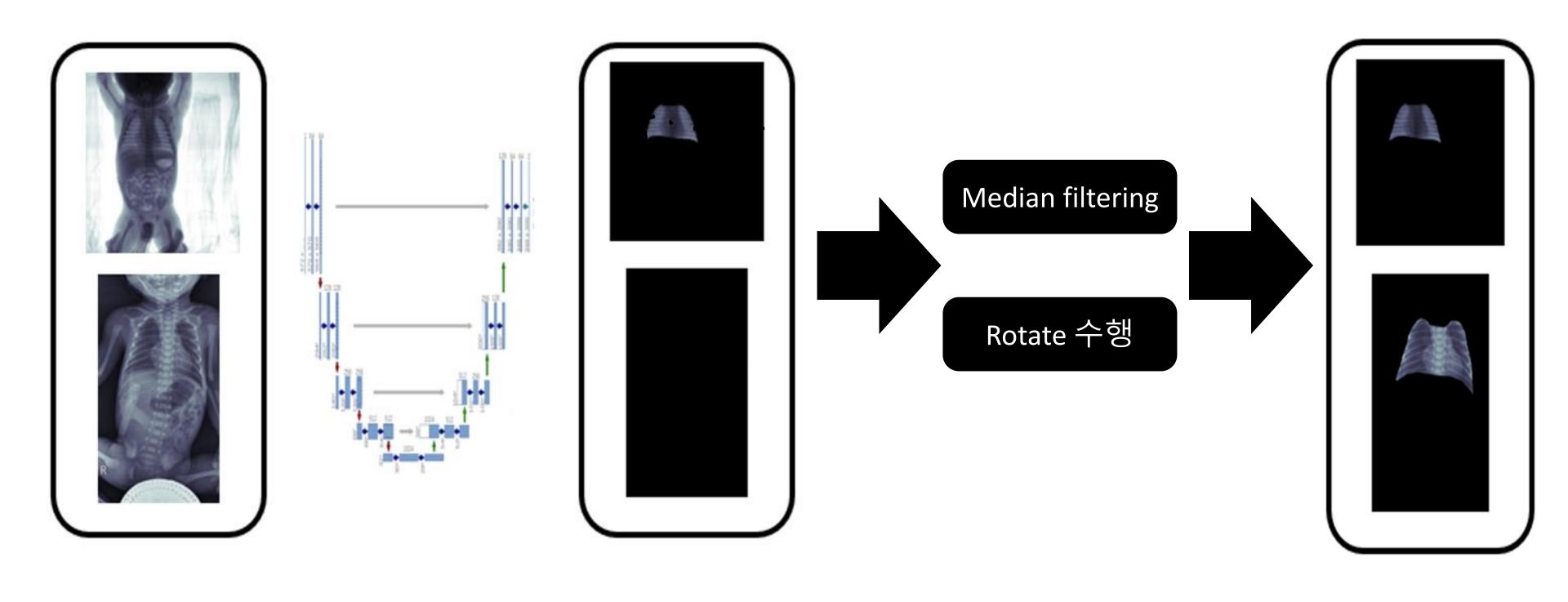


분할 수행 못 한 예시



주요 알고리즘 및 설계 방법

Semantic Segmentation (UNet)





폐 영역 분할 결과 (MloU)

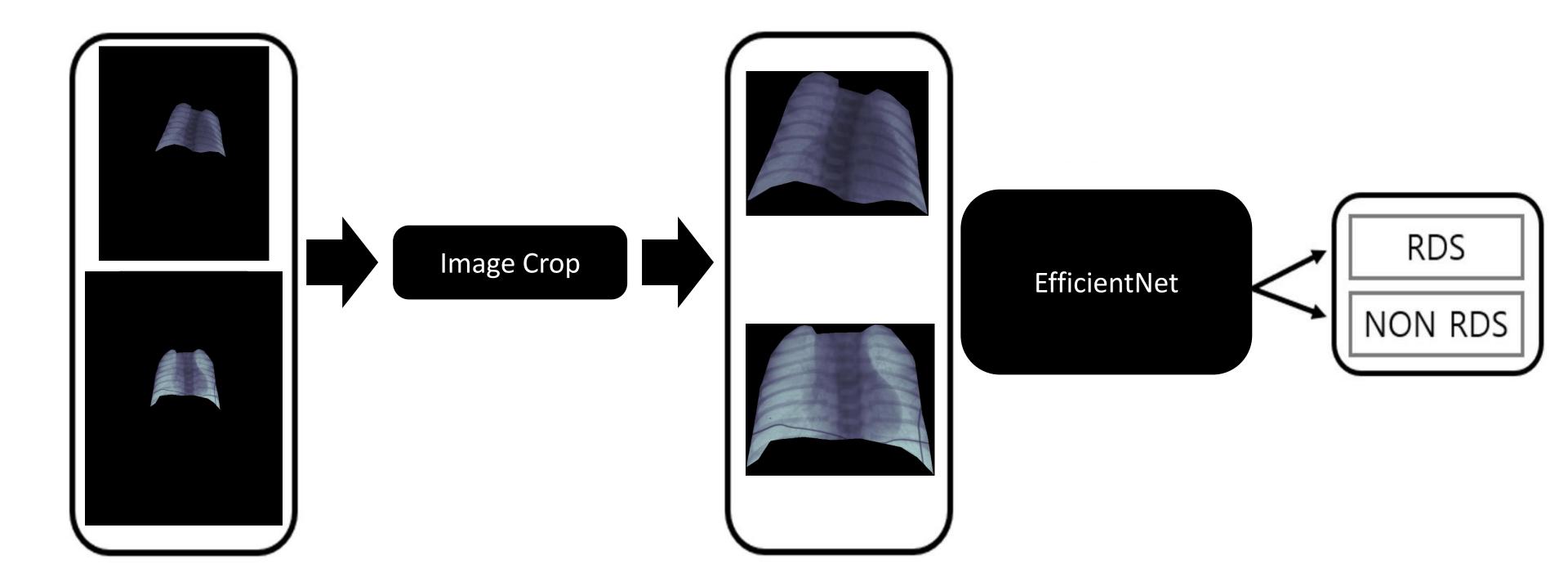
Unet을 활용한 분할 결과와 사용한 후처리





주요 알고리즘 및 설계 방법

Image Classification (EfficientNet-B5)





RDS 진단 결과

EfficientNet을 활용한 RDS 진단 결과

진단 모델 실험 결과

Model	정확도		
EfficientNet B0	0.843		
EfficientNet B3	0.836		
EfficientNet B5	0.843		

분할과 진단 모델을 결합한 통합 모델의 학습 결과

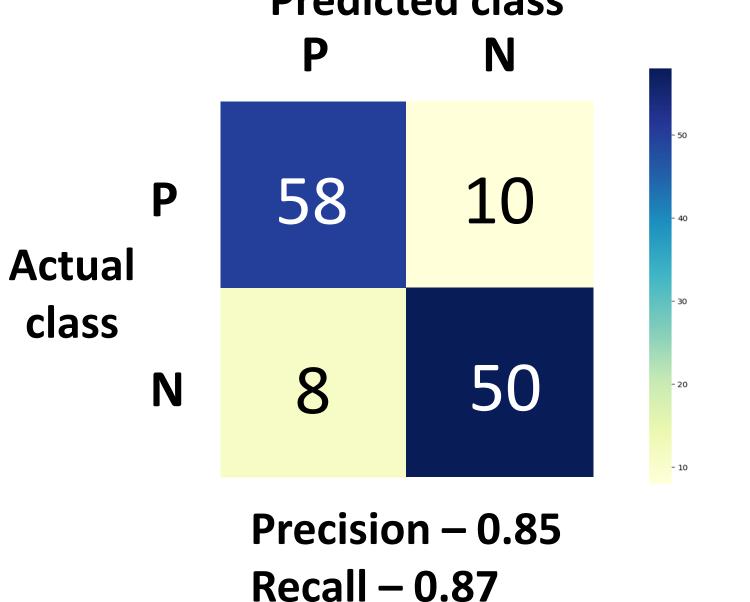
Model	정확도		
EfficientNet B0	0.773		
EfficientNet B3	0.797		
EfficientNet B5	0.852		



RDS 진단 결과

Unet, EfficientNet B5를 활용한 최종 Confusion Matrix

Validation Data Confusion Matrix Predicted class

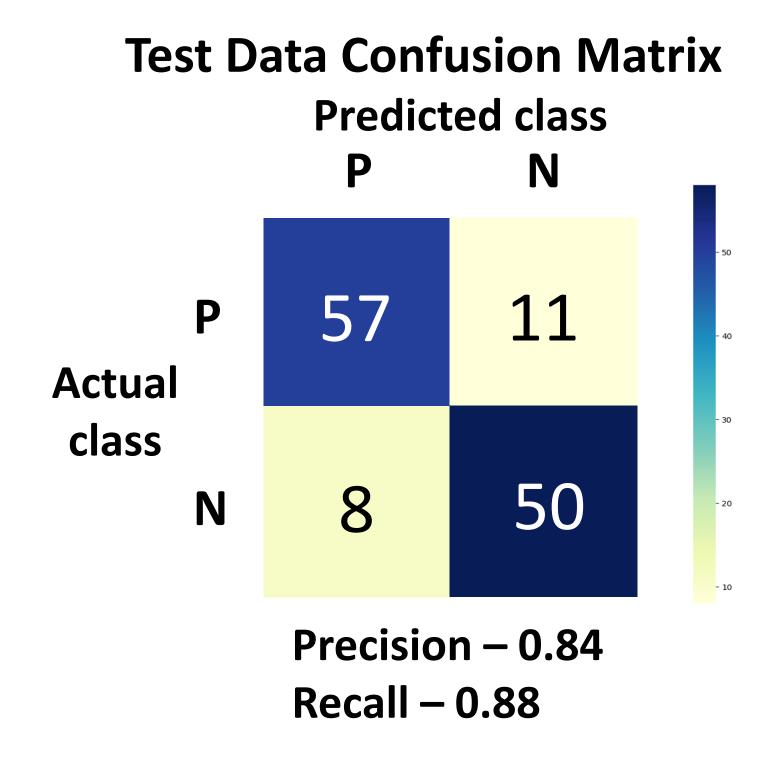


Precision =
$$\frac{tp}{tp+fp}$$
Recall =
$$\frac{tp}{tp+fn}$$



RDS 진단 결과

Unet, EfficientNet B5를 활용한 최종 Confusion Matrix

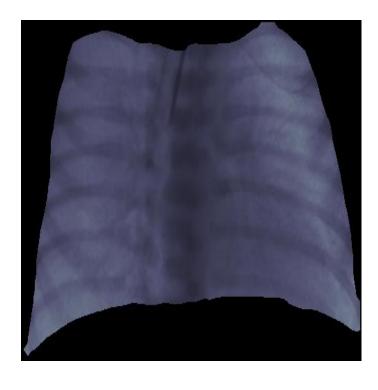


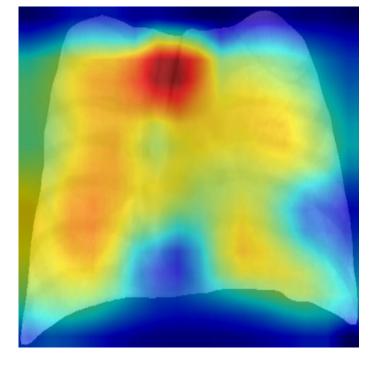
Precision =
$$\frac{tp}{tp+fp}$$
Recall =
$$\frac{tp}{tp+fn}$$



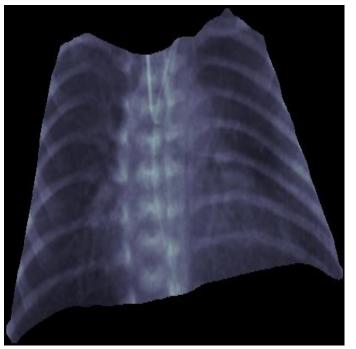
시각화 결과

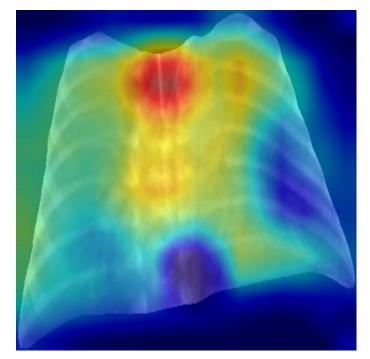
캡스톤 1 최종 결과 및 캡스톤 2 진행 방향 보고





RDS를 가지고 있는 신생아의 X-ray의 경우, Grad-CAM으로 시각화 결과를 보면 분류 모델이 삽관영역을 중점적으로 보고 있음.



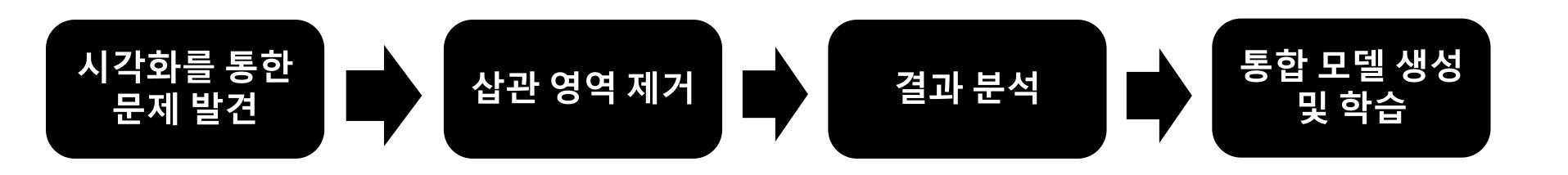


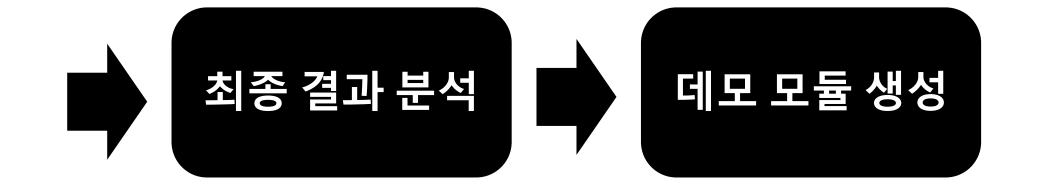
빨간색이 될 수록 높은 가중치 (판단에 있어 주요하게 본 정보)



캡스톤 2 진행 방향

캡스톤 1 최종 결과 및 캡스톤 2 진행 방향 보고







팀원 별 역할

캡스톤 1 팀원 별 진행 사항

장어진

- 데이터 전처리 및 분석
- 네트워크 설계 및 모델 학습
- 전체 과정 총괄

조한용

- 자료조사
- 실험 및 결과 시각화



우수성 입증 자료

정보처리학회 춘계 학술대회에 논문 투고 및 게재

논문경진대회(학부생,고등학생) 논문 유형

게재 여부 결정 **에재 수락** (2022-05-02)

발표 유형 구두(동영상) 발표

논문 번호 KIPS_C2022A0081 (상태: 최종본 제출 완료)

의미론적 분할을 이용한 X-ray 영상 기반 신생아 호흡곤란 증후군 진단 기법 제목

투고자 장어진, 한밭대학교, 컴퓨터공학과 ●

조한용, 한밭대학교, 컴퓨터공학과

유선경, 충남대학교, 영상의학과

강미현, 충남대학교, 소아청소년과

장한얼, 한밭대학교, 컴퓨터공학과 ●



결론

결론 및 향후 연구과제

신생아 호흡곤란 증후군 진단을 위해 X-ray 영상 약 630장에 대해 분할 모델과 진단 모델을 각각 학습하여 성능 평가

분할 단독 모델은 MIoU 기준으로 0.913을 획득

최고 성능의 분할과 진단 모델을 결합한 통합모델의 RDS 진단 정확도는 0.852를 획득

시각화 결과 삽관 영역을 중점적으로 보고 있었으며, 이를 폐 영역을 보고 판단할 수 있도록 하는 것이 향후 연구 과제





THANK YOU

장어진, 조한용

한밭대학교 컴퓨터공학과