우리는 하나조





목차

- 1. 조원 및 역할 소개
- 2. 프로젝트 주제 및 선정 배경
- 3. 프로젝트 수행 절차 및 과정
- 4. 프로젝트 결과
- 5. 자체 평가 의견

조원 및 역할 소개



01 조원 및 역할 소개

조성진

남태우

이지만

정은정

이호째











모델 구현

데이터 가공

데이터 시각화

ppt 제작

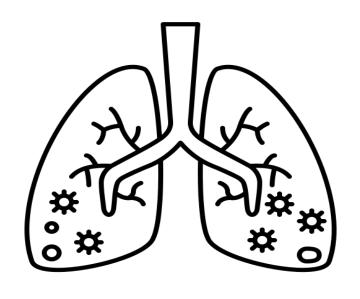
ppt 발표

프로젝트 주제 및 선정 배경



- 1. 폐렴이란?
- 2. 폐렴의 종류

2-1 폐렴이란?



폐 실질에 염증이 생기는 질환

감염성 폐렴 세균성 폐렴 바이러스성 폐렴 곰팡이성 폐렴

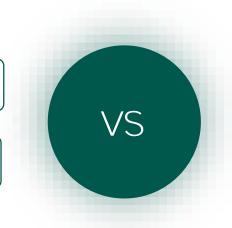
비감염성 폐렴 화학물질노출 방/사선 감염

2-1 폐렴이란?

성인 폐렴

대게 하부 폐부에서 발생

CT, X-ray



소아 폐렴

대게 상부 폐부에서 발생

폐가 작아서 CT 검사 시 혼동이 올 수도 있음

장기들이 미성숙하여 성인들보다 방사선 노출에 민감. 사진을 잘못 판독하여 재촬영 하는 일이 없도록 유의 필요

2-1 폐렴이란?



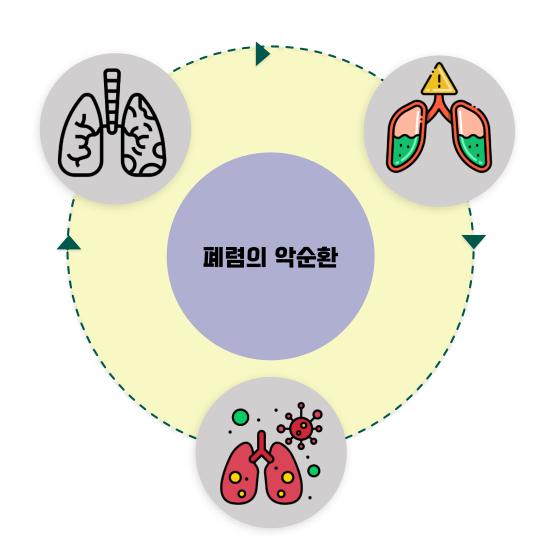
폐조직의 손상



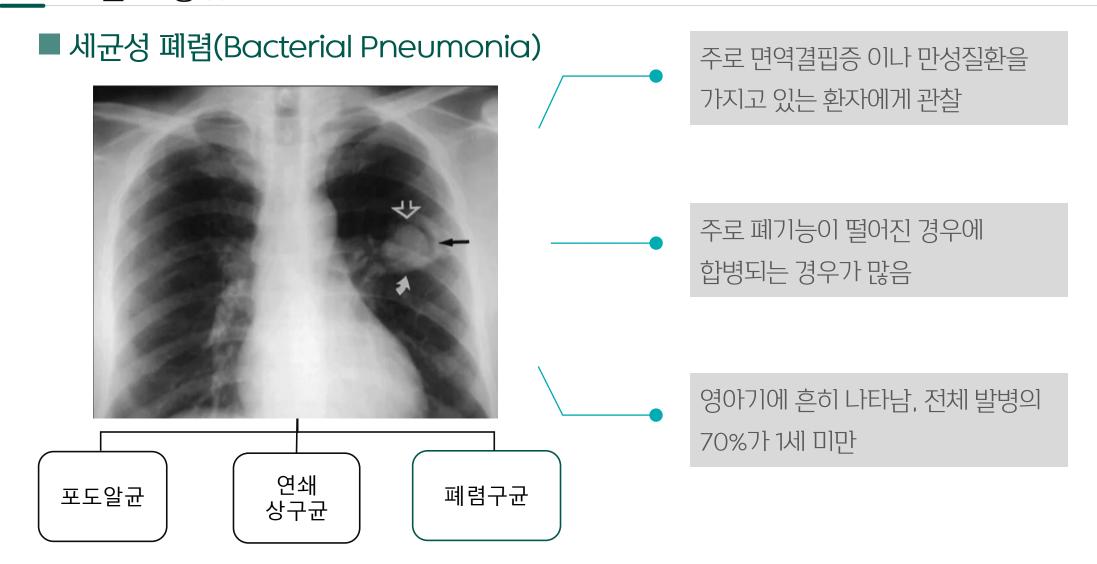
병원체가 자라기 좋은 환경



염증 생성

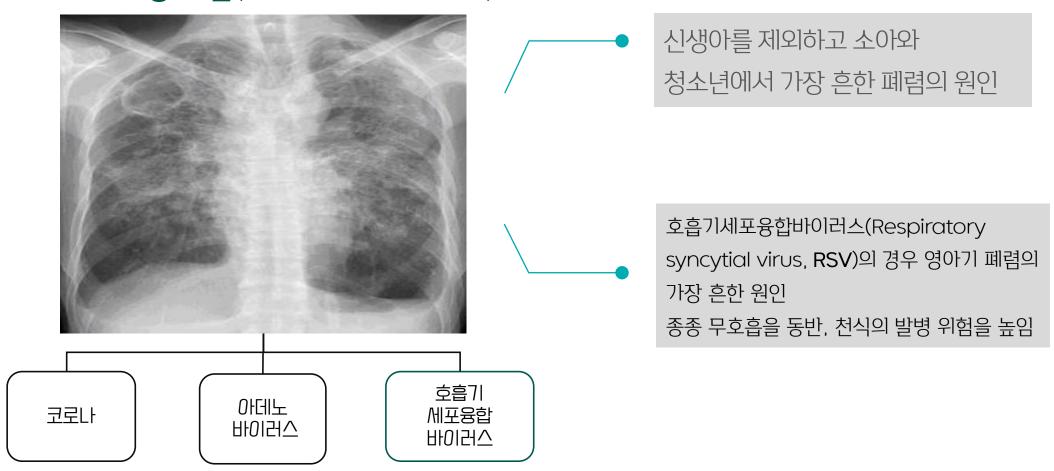


2-2 폐렴의 종류



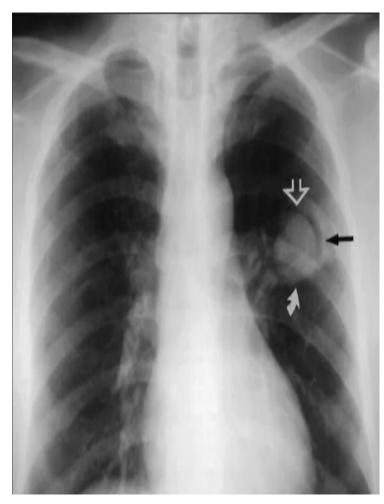
2-2 폐렴의 종류

■ 바이러스성 폐렴(Viral Pneumonia)



2-2 폐렴의 종류







정상적인 폐

세균성 폐렴

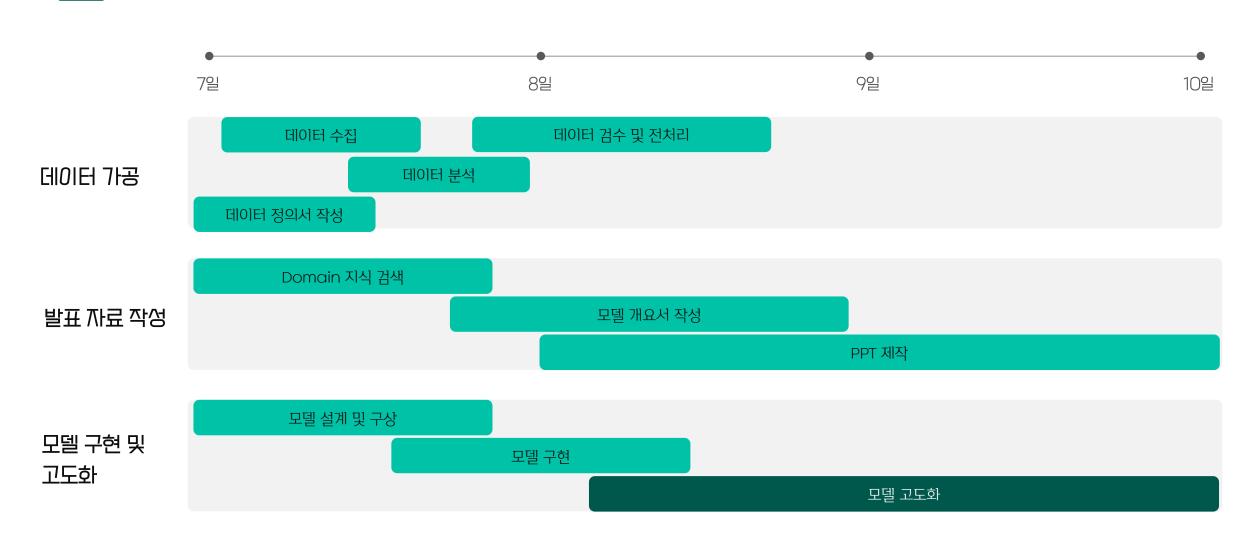
바이러스성 폐렴

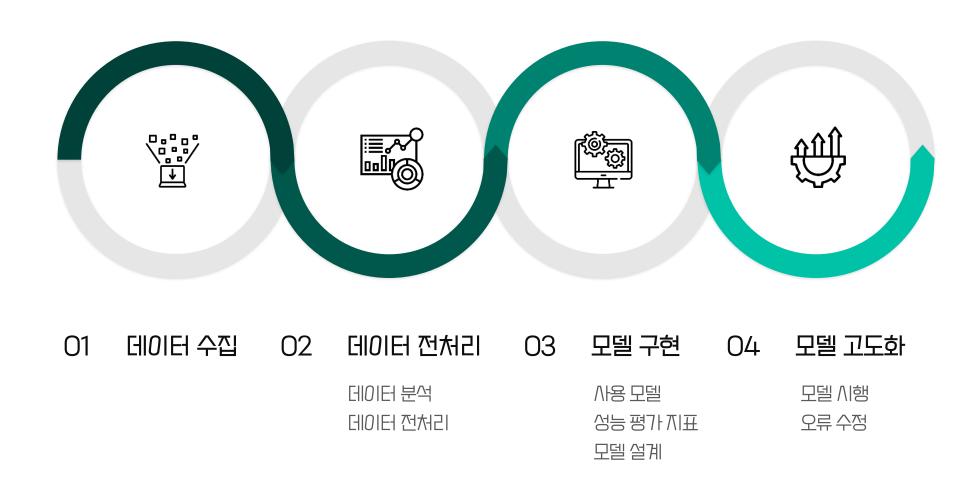
프로젝트 수행 절차 및 과정



- 1. 프로젝트 수행 일정
- 2. 프로젝트 과정

3-1 프로젝트 수행 일정

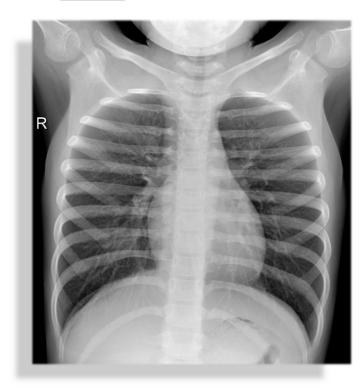




■ 데이터 수집



입력 데이터



- 총데이터 수 5840
- Train data 4672
- Test data 1268



- Class O
- Train data LH 1227 7H EIIO IEI

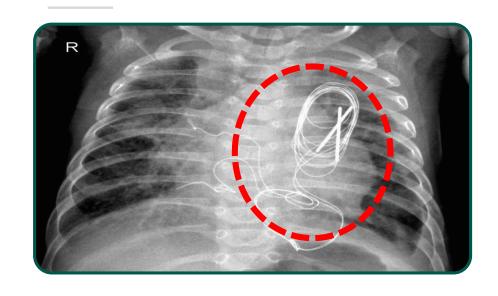


- 세균성 폐렴
- Class 1
- Train Data LH 2238 7H EHOTE



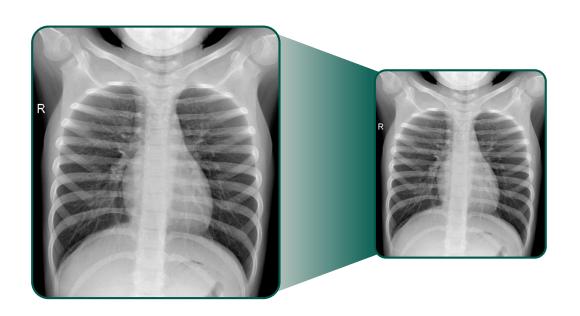
- 바이러스성 폐렴
- · Class 2
- Train Data LH 1207 7H EHOTE

데이터 전처리



이물질 제거

폐를 가리는 이물질 사진 제거 **150**개 제거



사이즈 조절

이미지 사이즈 224 * 224

모델 설계

모델 채택

모델 성능 지표





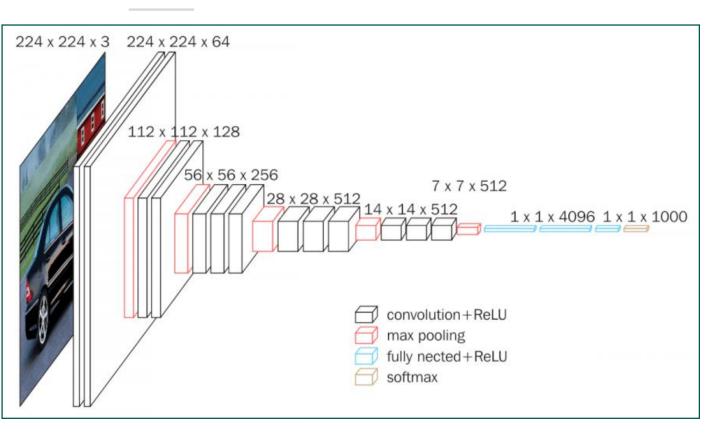
03

Grad CAM

04

F1 Score

모델 설계

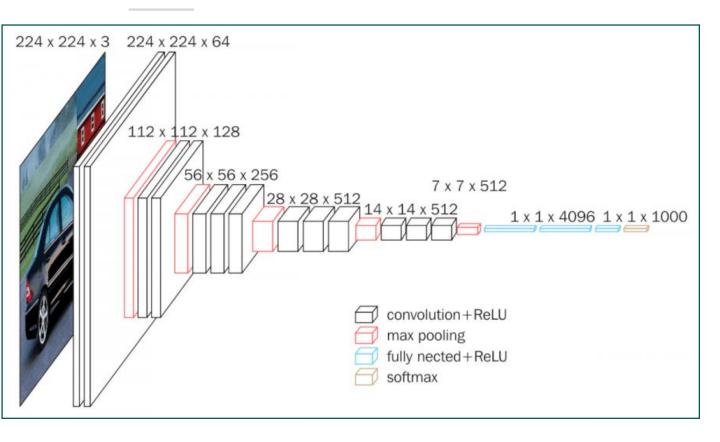


VGG Net 이란?

옥스퍼드 대학 연구팀 VGG에 의해 개발된 **16개 또는 19개의** layer로 구성된 모델. 2014년 ImageNet 이미지 인식 대회에서 준우승.

- ⊘ 구성
- ⊘ 특징

모델 설계

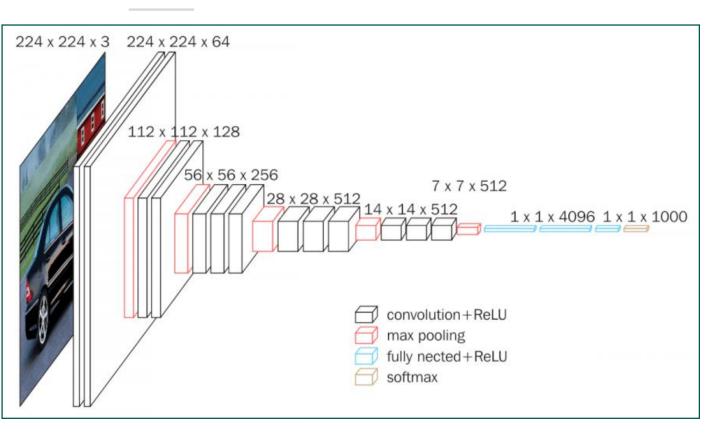


VGG Net 이란?

- ⊘ 구성

13개의 Convolution Layer 3개의 Fully - Connected Layer 3*3의 필터 / Stride 1 / Padding 1 2*2의 Max Pooling

모델 설계



VGG Net 이란?

- ⊘ 구성
- ⊘ 특징

여러 개의 layer를 쌓아 ReLU를 더 많이 적용

→ 비선형성 증가

최종단의 fully-connected layer 피라미터의 개수 증가

→ 학습 시간이 오래 걸린다는 단점 존재

모델 설계

ResNet50 Model Architecture Padding **Batch Norm** Conv Block Conv Block Conv Block Conv Block Input Flattening Output **Avg Pool** ID Block ID Block Max Pool ID Block CONV Stage 1 Stage 4 Stage 5 Stage 2 Stage 3

Resnet-50 Model architecture

RES Net 이란?

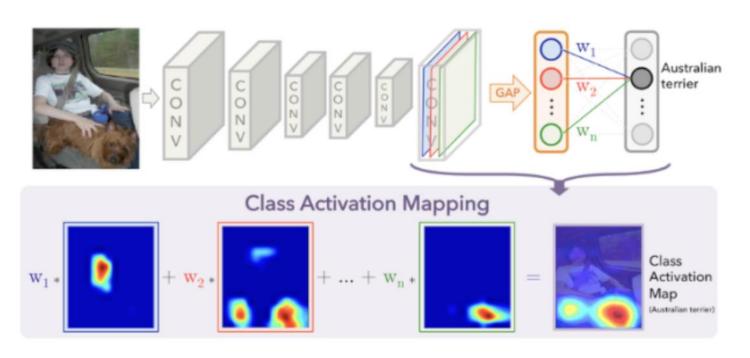
Layer가 깊어질수록 신경망의 가중치를 업데이트 하는 과정에서 기울기가 작아져 에러가 커지는 문제

→ 해결하기 위해 만들어진 Residual Neural Network

Chest X-ray

3-2 프로젝트 과정

모델 설계



Grad CAM 이란?

⊘ 특징

이미지 분석 모델에서 마지막 Convolution Layer의 결과값을 원본 이미지 사이즈로 변경

- → Global Average Pooling을 적용(이하 'x')
- → 뒤에 적용해주는 Dense Layer의 가중치 값들을 x값에 곱해주어 나온 값들을 더해준 것을 히트맵으로 표시
- → 히트맵과 이미지 겹쳐서 표시

모델 설계

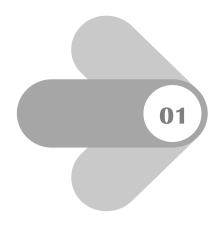
Precision 예측값 중에서 실제 값으로 예측한 비율

Recall 실제값 중에서 제대로 예측한 비율

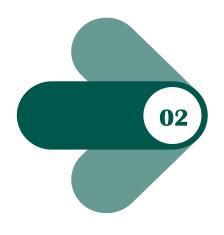
F1 Score Precision과 Recall의 조화평균을 나타낸 값

예측값 실제값	Class 0	Class 1	Class 2
0	Т	F	F
1	F	Т	F
2	F	F	Т

모델 고도화

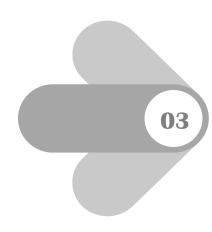


1차 시도



Dropout 卒7h

Dropout: 0.2



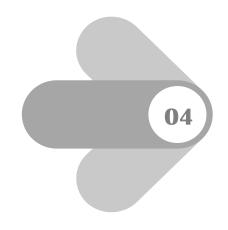
Output Layer 개수 변경

Third Dense: $1000 \rightarrow 3$

Chest X-ray

3-2 프로젝트 과정

모델 고도화



Hidden Layer 개수 변경

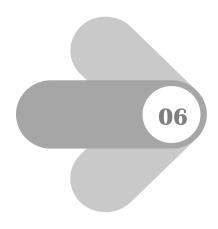
First Dense : 4096 -> 5000

Second Dense: 4096 -> 1000



Activation Fuction 변경

ReLU -> Leaky ReLU



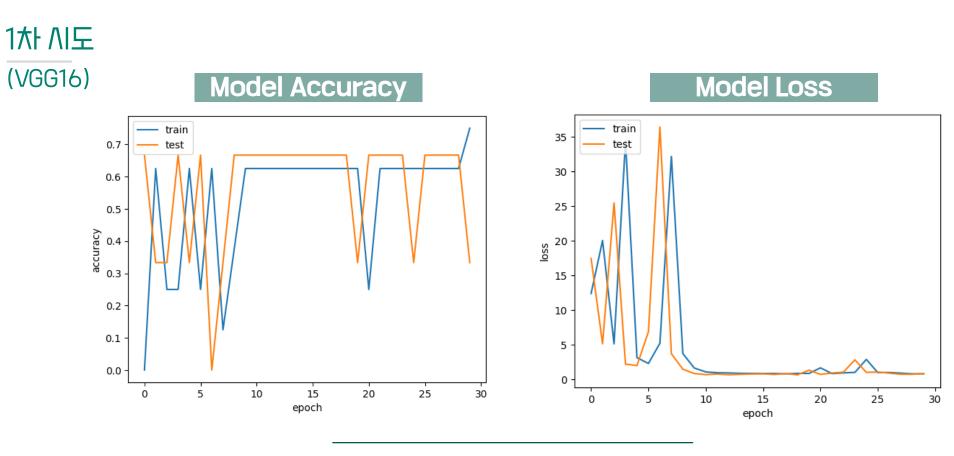
Hidden Layer 추가 및 개수 변경

First Dense : 5000 -> 4096

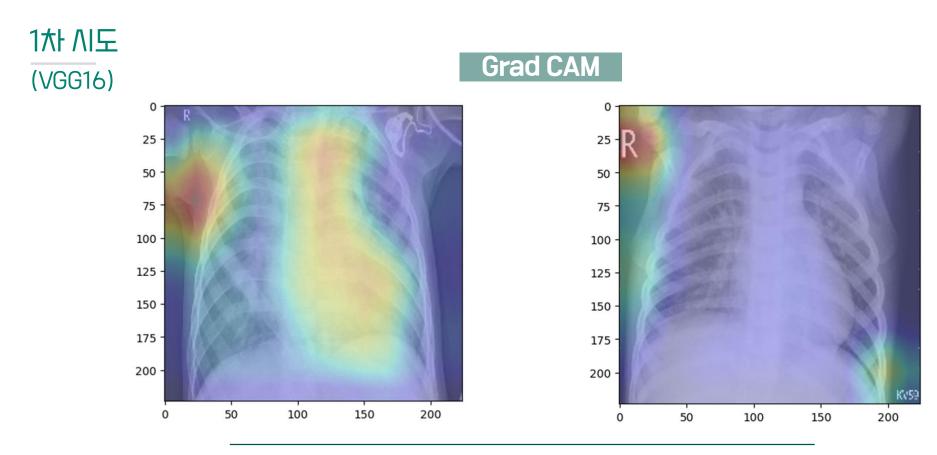
Second Dense: 1000 -> 4096

Third Dense 3 -> 1000

Fourth Dense: 3



Train 정확도가 증가하나 Test 정확도가 <mark>감소</mark>함



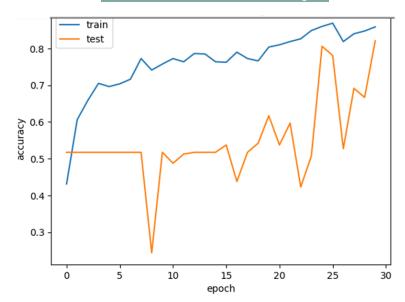
이미지 내에 R이라는 글자가 너무 크면 그 부분에 **가중치 할당**이 높게 이루어지는 문제

→ Dropout 추가, Image scale down

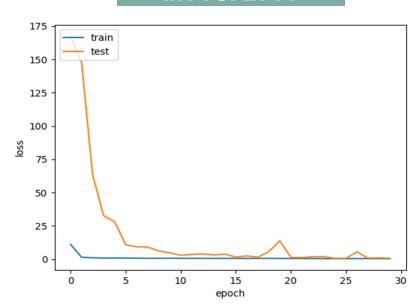
2차 시도

(VGG16 + Dropout)

Model Accuracy



Model Loss

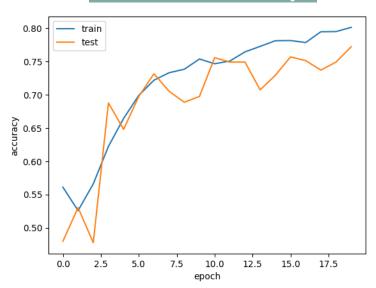


Test accuracy 증가

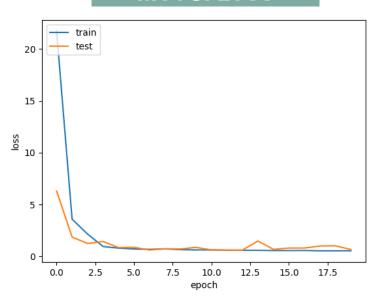
3차 시도

(VGG16 + Dropout + Third Layer : Dense 3)

Model Accuracy



Model Loss

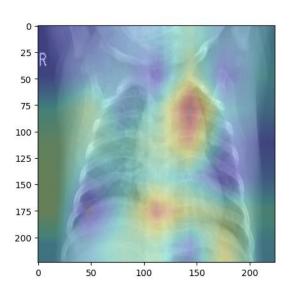


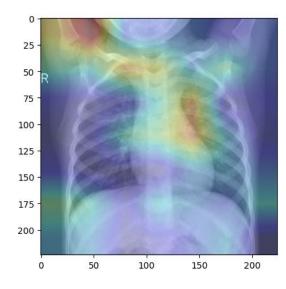
Accuracy 와 loss 수치 **개선**

3차 시도

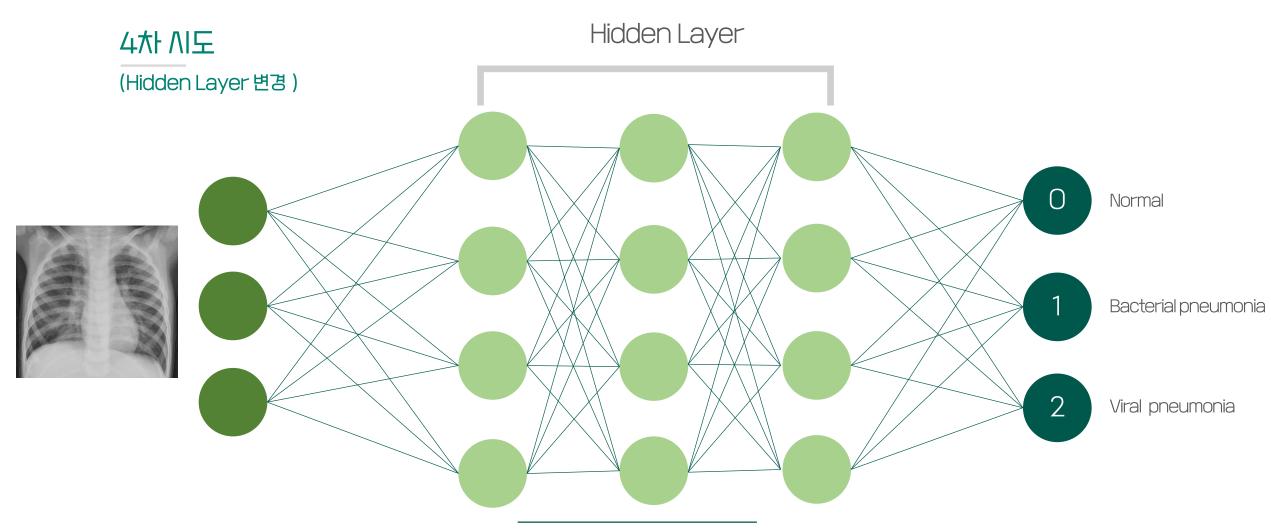
(VGG16 + Dropout + Third Layer : Dense 3)

Grad CAM





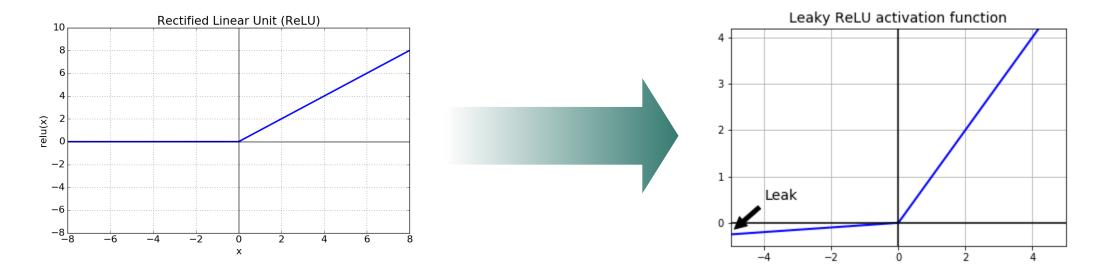
폐 말고 다른 부위 보고 판별하는 문제 발생



First Dense: 4096-> 5000, Second Dense: 4096-> 1000, Third Dense: 1000->3

5차 시도

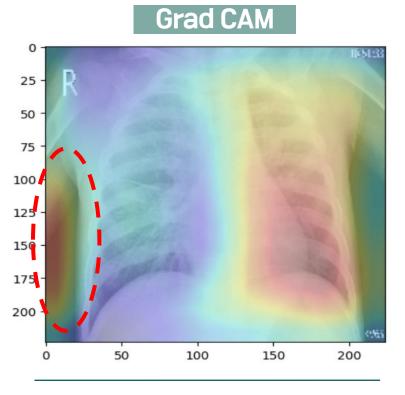
(Activation Function 변경)



Activation Fuction Leaky ReLU로 변경

5차 시도

(Activation Function 변경)

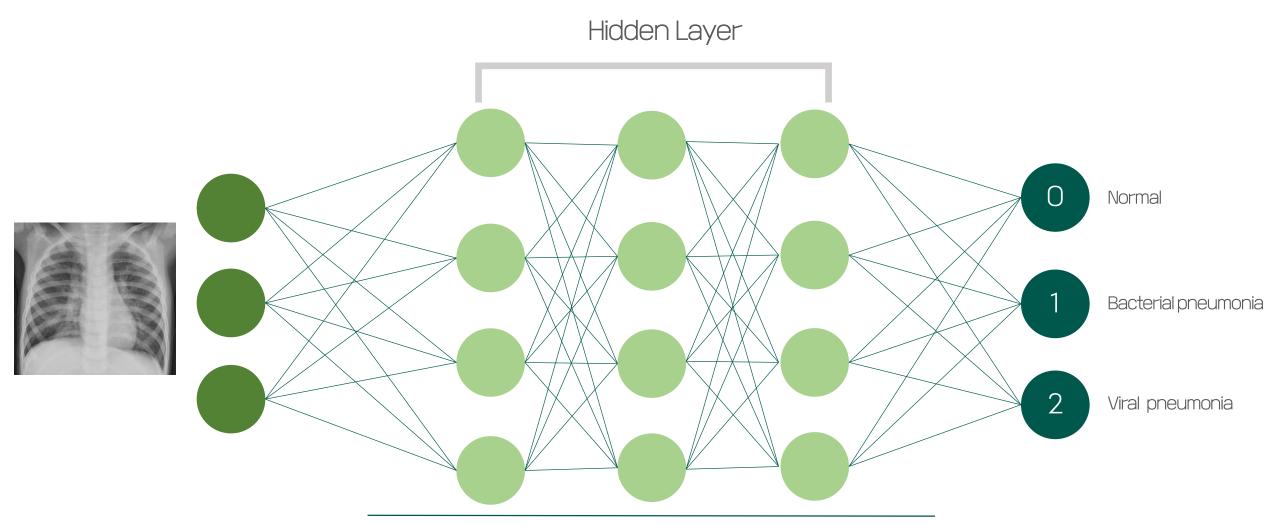


잘 찾은 사진 LH에서도 폐 밖을 7년1키는 문제

프로젝트 결과

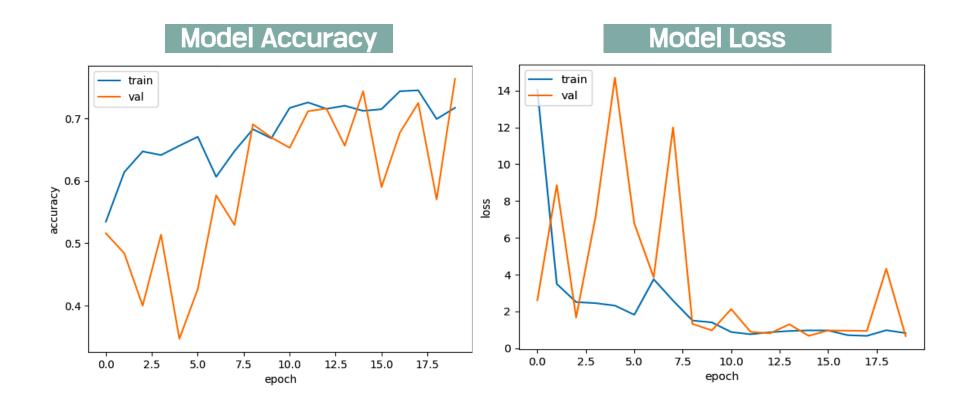


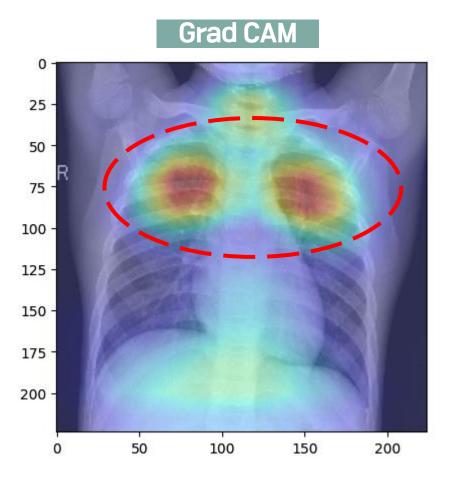
●4 프로젝트 결과



First Dense: 4096 -> 5000, Second Dense: 1000 -> 4096, Third Dense: 3 -> 1000, Fourth Dense: 3

●4 프로젝트 결과





●4 프로젝트 결과

F1 score

Precision : 0.7868517

Recall: 0.7632392

F1 Score: 0.7748656186349338

자체 평가 의견



05 자체 평가 의견

모델 학습에 용의하게 데이터 전처리

- 주어진 데이터 중 학습에 방해되는 데이터(이물질)제거

Grad-CAM 적용

- XAI(설명 가능한 인공지능)을 위해 시각화 방법으로 Grad-CAM 선정

모델 고도화를 위한 다양한 시도

- 정확성을 높이기 위해 6번 재시도

기술적 한계

- Labeling 되지 않은 Test Data 활용 실패
- 이물질 사진 제거 시 명확하지 않은 기준



이물질 있는 사진도 모델에 적용할 수 있도록 개선방법을 모색해O함

기능적 한계

- 이미지 크기(1400 * 1024)로 인해 모델 학습 시 오랜 시간 소요
- 개발 환경 성능이 저조하여 모델 학습이 중단되는 현상 발생

Q&A

