# [캡스톤디자인 중간보고서]

## ■ 과제명

| 과 제 명 | 딥러닝 기반 흉부 X-Ray 폐질환 판독 | 참여학기 | 2022 년 1학기 |
|-------|------------------------|------|------------|
|-------|------------------------|------|------------|

### ■ 팀구성

| 팀 명  |     |               | 팀구성 총인원   | 1명  |
|------|-----|---------------|-----------|-----|
| 구 분  | 성 명 | 학 번           | 학부(과)     | 학 년 |
| 대표학생 | 이인석 | 20 18 110 659 | 소프트웨어융합학과 | 4   |
| 참여학생 |     |               |           |     |
|      |     |               |           |     |
|      |     |               |           |     |
|      |     |               |           |     |
|      |     |               |           |     |

■ 과제 추진현황 및 계획

과 제 명 딥러닝 기반 흉부 X-Ray 폐질환 판독

- 1. 과제 개요
- 과제 선정 배경 및 필요성

결핵 발생과 사망률을 줄이기 위해서는 결핵 환자를 조기에 발견하는 것이 무엇보다 중요하다. 하지만 1차 검진 수단인 흉부 x선 영상으로 결핵을 판독하는 방사선과 전문의는 전체 의사의 5%도 안되고, 전체 병의원의 70% 이상이 방사선과 전문의 없이 운영되고 있다. 병의원의 의뢰를 받아 영상판독센터가 영상을 대신 분석해주고 있지만, 전국에 몇곳이 안되어서 이메일로 판독을 의뢰하면 일러야 하루, 늦으면 1주일이 소요된다. 객담이나 혈액 분석을 통한 2차 검진으로 결핵을 확진하기까지는 빠르면 1주일 길게는 8주까지도 소요된다. 폐 영상을 찍은 후 곧바로 결과가 나오지 않는 현재의 진단 기술로는 2차감염을 차단할 골든타임을 놓치기 쉽다. 최근 어린이집이나 병원 입원실 같은 곳에서 잊을만 하면 불거지는 집단 감염 사례는 자동 진단 모델의 유용성을 단적으로 보여준다.

- 2. 현재까지의 추진현황
- a. 데이터셋 선정 Kaggle

# Chest X-Ray (Pneumonia, Covid-19, Tuberculosis)



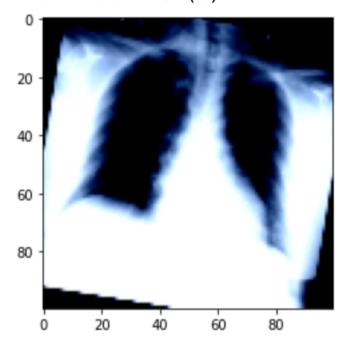
7135 Images, 4 categories

선택한 데이터셋은 Pneumonia, Covid-19, Tuberculosis, Nonmal(폐렴, 코로나, 결핵, 정상) 4가지 class로 이루어진 Chest X-ray Dataset 이다. 약 1500개의 정상 데이터, 4200개의 폐렴 데이터, 600개의 코로나 데이터, 700개의 폐결핵 데이터가 있고 총 6800개의 데이터로 이루어져 있다.

b. 데이터 전처리 및 증강

- 리사이즈
- 데이터를 회전하거나 노이즈를 추가하여 데이터를 증강

Label: COVID19 (0)



c. 모델링

- CNN - 5 Layer

# 1번 레이어: 합성곱층(Convolutional layer)

합성곱(in\_channel = 1, out\_channel = 32, kernel\_size=3, stride=1, padding=1) + 활성화 함수 ReLU 맥스풀링(kernel\_size=2, stride=2))

# 2번 레이어: 합성곱층(Convolutional layer)

합성곱(in\_channel = 32, out\_channel = 64, kernel\_size=3, stride=1, padding=1) + 활성화 함수 ReLU 맥스풀링(kernel size=2, stride=2))

# 3번 레이어: 합성곱층(Convolutional layer)

합성곱(in\_channel = 64, out\_channel = 128, kernel\_size=3, stride=1, padding=1) + 활성화 함수 ReLU 맥스풀링(kernel\_size=2, stride=2, padding=1))

#4번 레이어: 전결합층(Fully-Connected layer)

특성맵을 펼친다. # batch\_size × 4 × 4 × 128 → batch\_size × 2048

전결합층(뉴런 625개) + 활성화 함수 ReLU

#5번 레이어: 전결합층(Fully-Connected layer) 전결합층(뉴런 10개) + 활성화 함수 Softmax

모델의 아키텍쳐는 합성곱(nn.Conv2d) + 활성화 함수(nn.ReLU) + 맥스풀링(nn.MaxPoold2d)을 하나의 합성곱 층으로 보고 이렇게 이루어진 3개의 convolutional layer와 2개의 Fully-connected layer로 이루어져있다. 학습 파라미터는 다음과 같다.(learning\_rate = 0.001, training\_epochs = 15, batch\_size = 100)

| -       |                           |                                  |
|---------|---------------------------|----------------------------------|
| 10%     |                           | 1/10 [03:11<28:44, 191.56s/it]   |
| [Epoch: | 1] cost = 0.454950243     |                                  |
| 20%     |                           | 2/10 [19:52<1:29:01, 667.64s/it] |
| [Epoch: | 2] cost = 0.198166117     |                                  |
| 30%     |                           | 3/10 [22:17<50:04, 429.19s/it]   |
| [Epoch: | 3] cost = 0.138969794     |                                  |
| 40%     |                           | 4/10 [24:42<31:39, 316.66s/it]   |
| [Epoch: | 4] cost = 0.107325517     |                                  |
| 50%     |                           | 5/10 [27:05<21:11, 254.30s/it]   |
| [Epoch: | 5] cost = 0.0872377902    |                                  |
| 60%     |                           | 6/10 [29:30<14:28, 217.08s/it]   |
| [Epoch: | 6] cost = 0.0678609982    |                                  |
| 70%     |                           | 7/10 [31:58<09:43, 194.60s/it]   |
| [Epoch: | 7] cost = 0.0568947047    |                                  |
| 80%     |                           | 8/10 [34:26<05:59, 179.57s/it]   |
| [Epoch: | 8] cost = 0.0548106581    |                                  |
| 90%     |                           | 9/10 [42:12<04:29, 269.29s/it]   |
| [Epoch: | 9] cost = 0.0450172275    |                                  |
| 100%    |                           | 10/10 [44:39<00:00, 267.97s/it]  |
| [Epoch: | 10] cost = 0.0269971527   |                                  |
| 학습까지 완료 | 료한 후 앞으로 평가까지 구현해보고자 합니다. |                                  |

#### - DenseNet

DenseNet은 조밀하게 연결된 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN) 구조를 갖는다. 즉, 각 층은 이 전의 모든 층에서 나온 특징 맵(feature map)을 입력으로 받으며 자신의 출력 특징 맵을 이후에 쌓인 모든 층에 전달하는 형태를 갖는다. DenseNet과 많이 비교 되는 네트워크로는 ResNet이 있는데 ResNet은 이 전 층들의 특징 맵을 계속해서 다음 층의 입력과 더하 는(sum) 방식으로 네트워크가 설계되어있다. 표면적으로 DenseNet은 ResNet과 매우 유사하지만, DenseNet 은 입력을 이어 붙임 (concatenation)으로써 모든 층에서 학습된 특징 맵을 모든 후속 층에서 접근 할 수 있다 는 점이 다르다. 이렇게 조밀하게 연결된 패턴은 전통적인 합성곱 신경망보다 파라미터 수를 절약할 수 있으며, 중복된 특징 맵을 재학습할 필요가 없어진다. 그뿐만 아니라 기울기가 사라지는 기울기 소실(vanishing gradient)문제를 방지해 학습을 수월하게 한다.

### 3. 앞으로의 추진계획

- a. 앞서 학습된 모델을 평가까지 완료하고자 합니다.
- b. 이전까지는 개인 노트북과 코랩을 이용하여 실습을 진행했지만 앞으로 DenseNet 모델을 학습시키기 위해서는 GPU확보가 필요할 것으로 보입니다. 따라서 학과 GPU대여를 신청해 놓았습니다.
- c. DenseNet 이외에도 몇가지 알고리즘을 더 공부하여 해당 데이터셋에 적용해보고자 합니다.
- d. 모델의 성능을 효과적으로 높일 수 있는 방법을 연구할 계획입니다.

### ■ 지도교수 확인

| 지도교수 | 징 | 명 | 황효석       | 직 급     | 전임교원    |
|------|---|---|-----------|---------|---------|
|      | 소 | 속 | 소프트웨어융합대학 | 지도교수 확인 | 성명: 황효석 |
|      |   |   |           |         |         |

본 팀은 과제를 성실히 이행하고 있으며 이에 따른 중간 결과보고서를 제출합니다.

2022년 5월 5일

| 팀 | 대표 : | 이인석 | 6A | <b>y</b> | h |
|---|------|-----|----|----------|---|
|   |      |     |    |          |   |