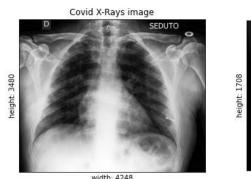
### 요약:

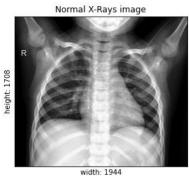
VGG16 모델을 활용한 전이학습(Transfer Learning)을 통해 흉부 X-Rays 이미지가 정상적인 폐인지, 코로나가 감염된 폐인지, 바이러스성 폐렴(Viral Pneumonia)가 감염된 폐인지를 알려주는 Image Classification을 수행했다.

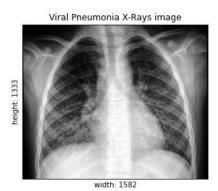
### 1. 데이터 설명

코로나가 걸린 폐의 흉부 X-Ray 이미지, 바이러스성 폐렴이 걸린 폐의 흉부 X-ray 이미지, 정상적 폐의 흉부 X-Ray 이미지로 구성된 데이터이다. 훈련 데이터셋은 251개 이미지, 테스트 데이터셋은 66개의 이미지로 구성되어있다.

### 1.1 이미지 레이블







왼쪽부터 차례로 코로나에 감염된 폐의 이미지, 질병이 없는 정상적인 폐의 이미지, 바이러스성 폐렴이 걸린 폐의 이미지 예시다. 데이터는 이렇게 총 3개의 이미지 레이블로 구성되어있으며 이미지 별로 height와 width도 다 다르다.

## 1.2 데이터 수(Dataset Size)와 분포(Distribution)

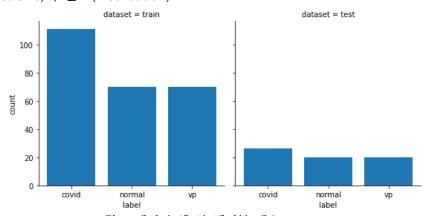


그림 1 데이터 셋 당 레이블 개수

데이터 셋은 훈련 데이터셋(train)과 테스트 데이터셋(test)으로 나누어져 있으며, 각 데이터 셋마다 레이블 당 이미지 개수를 FacetGrid를 통해 막대 그래프로 나타냈다. 두 데이터 셋이 공유하는 y축 (count)을 통해 훈련 데이터셋 수가 테스트 데이터셋보다 많음을 알 수 있다.

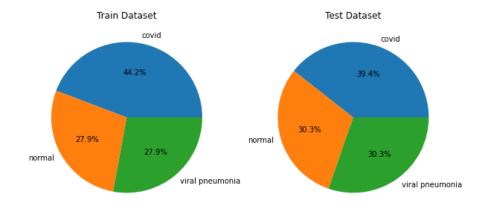


그림 2 레이블 별 각 데이터셋에서 차지하는 비율

레이블 별로 각 데이터셋에서 차지하는 비율을 파이 차트로 나타냈다. 대체적으로 코로나 이미지가 더 많으며, 각 레이블 당 이미지 수의 차이가 크지 않아 고르게 분포되어 있는 것을 알 수 있다.

# 1.3 레이블 당 이미지 크기(height x width)

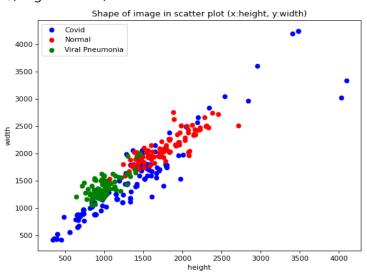


그림 3 레이블 별 이미지 크기(height x width)

이미지의 크기인 세로(height)와 width(가로)를 각각 x축과 y축으로 설정하여 산점도로 나타내었다. 이미지 크기는 다양하며, (0,0) 쪽에 아무것도 없는 것으로 보아 빈 이미지 파일이 존재하지 않음을 알 수 있다.

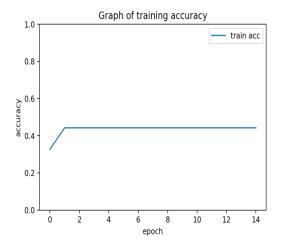
# 2. 기법

# 2.1 데이터 전처리(Data Preprocessing)

모델을 훈련시키기 전에 이미지 데이터를 전처리하는 과정이 필요했다. 이미지 데이터는 0~255사이의 값을 갖기에 훈련 데이터셋과 테스트 데이터셋을 이를 0~1 사이의 값으로 정규화(normalization)했다. 또한, 이미지 데이터 구조(shape)가 그림 3에서 보이듯 일괄적이지 않았기에 [224,224]로 통일하는 전처리를 진행했다.

# 2.2 모델

## 2.2.1 처음 활용하려던 모델 성능



초반엔 CNN(Convolutional Neural Network) 모델 중 하나로 이미지 분류에 뛰어난 성능을 보인다고 알려진 VGG16 모델의 구조를 빌려서 초기화된 가중치로 모델 훈련을 시도했다. 하지만, 0.44의 정확도로 너무 낮은 결과가 나왔다. 또한, 아무리 반복해서 모델을 훈련해보아도 성능이 좋아지지 않았다. 뿐만 아니라, GPU를 사용하지 않고훈련을 하면 모델을 훈련시키는 속도가 데이터셋 크기에 비해 너무 느렸다.

### 2.2.2 이후 방안

따라서, 이를 해결할 수 있는 방법을 연구해보았고 학습 데이터 수가 적을 때 효과적이며 학습 속도가 빠른 전이학습(Transfer Learning)을 활용하였다. 전이 학습이란 특정 분야에서 학습된 신경망의 일부 지식을 새로운 분야를 학습하는데 활용하는 것을 의미한다. 모델의 이전 Keras에서 제공하는 사전에 학습된(pre-trained) VGG16모델의 ImageNet 가중치를 활용하여모델을 훈련시켰다.

## 2.2.3 Model Architecture and Sequence Diagram

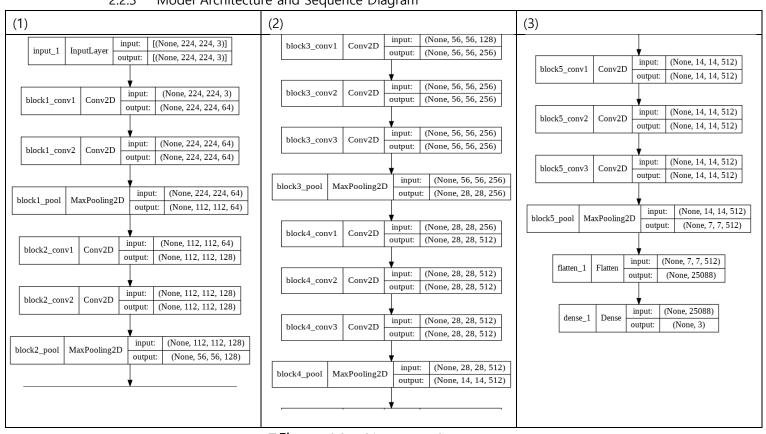


그림 4 Model architecture and sequence

모델 구조의 크기가 커서 한 모델을 3분할하여 순서대로 첨부했다. 모델의 구조는 VGG16에서 빌려온 모델로, VGG16 모델의 입력층(input\_1)과 마지막 출력층(dense\_1)을 이 데이터 셋에 맞게 조정하여 VGG16모델의 부분을 사용한 새로운 모델을 만들었다. VGG에 사전에 존재하던 층의 가중치를 활용하기 위해 훈련하는 동안 초기화되거나 변경되는 것을 layer.trainable = False 코드를 통해 막았다. 이후, VGG16모델에 사전에 존재하지 않던 층

(input 1, dense 1)만 가중치가 변경되도록 현재 데이터 셋에 맞게 훈련시키는 데에 집중했다.

#### 2.3 훈련

다수의 레이블을 분류하는 작업을 수행하기에 모델을 훈련할 때 사용한 손실(loss)은 categorical crossentropy로 지정하였다. 또한, 옵티마이저는 Adam으로 사용하였으며, accuracy를 판단하였다. 에 포크 횟수는 8로 정했다.

## 3. 결과

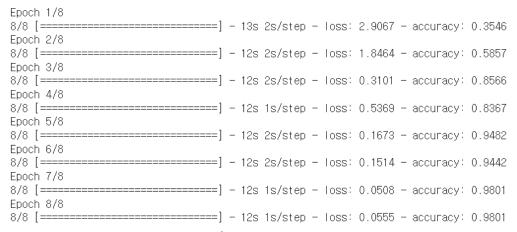
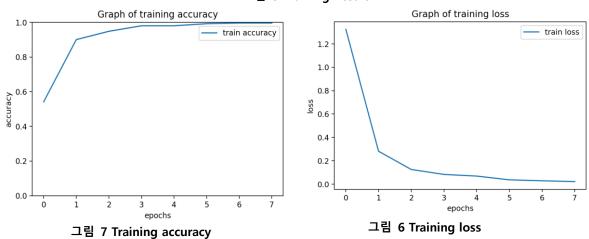


그림 5 Training Result



Epoch 횟수가 늘수록 훈련 정확도는 1.00에 근접하게 수렴하게 훈련 손실이 0에 가깝게 줄어드는 것을 알 수 있다. epoch횟수를 12 정도로 늘려보았을 땐 training accuracy가 epoch 10 정도부터 1.00이 되어 더 이상 훈련하는 것이 의미가 없었고 과대적합의 위험을 인지했다. 특히, 이 훈련 데이터셋은 데이터셋 크기가 작기에 훈련데이터 예측정확도가 테스트 데이터 예측 정확도에 비해 현저히 높은 오버피팅이 일어난다면 모델의 generalization ability가 현저히 떨어질 수 있기 때문에 과대적합을 막기 위해 1.00이 되지 않도록 epoch횟수를 8로 조정했다. 결과적으로 이 모델은 Train accuracy는 0.996, loss는 0.0488을 기록하며 뛰어난 훈련 결과를 도출했다.

## 4. 모델 성능

4.2 테스트 데이터셋에 적용한 결과

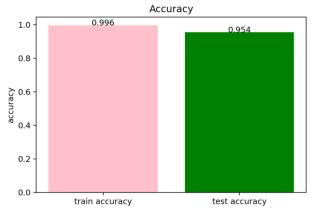


그림 8 훈련 정확도와 테스트 정확도

테스트 데이터셋을 통해 모델이 경험하지 않는 새로운 데이터인 test dataset에 모델의 정확도를 평가해보았고, 예측 정확도는 0.954 정도로 훈련 정확도보다는 낮지만 꽤 높은 성능을 보이는 것을 알수 있었다.

#### 4.3 분류 오류

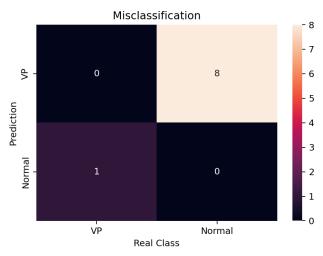


그림 9 잘못 분류한 경우

모델이 어떤 상황에서 분류 작업 수행에 낮은 성능을 보이는지 알기 위해서 예측한 이미지 레이블 (Predicted label)과 실제 이미지 레이블(Real label)이 다를 경우를 출력해보았다. 훈련 데이터셋에선 총 3번 잘못 분류한 경우가 존재했는데, 정상(Normal)을 바이러스성 폐렴(Viral Pneumonia)로 잘못 분류하는 경우가 2번, 바이러스성 폐렴을 정상으로 잘못 분류하는 경우가 한 번 있었다. 테스트 데이터셋에선 총 6번 잘못 분류하였고 모두 정상을 바이러스성 폐렴으로 잘못 분류하는 경우였다. 훈련 데이터셋과 테스트 데이터셋에서 발생한 잘못 분류한 경우를 모두 모아 heatmap으로 나타내어 Prediction label과 Real Class 관계 당 오류가 발생하는 빈도를 표현하였다. 이를 통해 정상인 폐의 X-Ray사진을 바이러스성 폐렴(VP, Viral Pneumonia)로 잘못 분류하는 경우의 오류가 가장 많이 발생함을 알 수 있었다.

#### 5. 코드

```
import matplotlib.pyplot as plt
from tensorflow import keras
plt.xlabel("width: {}".format(width)) #set xlabel
height, width, dim = img.shape#get image shape
```

```
file count train normal = len(files)
file count test covid = len(files)
   tmp df.append("train")
   tmp df.append("covid")
 df.append(tmp df)
ax1.set title('Train Dataset')
```

```
img shapes = [[],[],[]]#shape of image of Covid, Normal, Viral Pneumonia
   for file in files:
     img_shapes[j].append(list(img.shape[:2])) #store height, width of image into
for im in img shapes[0]:
 covid x.append(im[0]) #height
 covid y.append(im[1]) #width
 normal y.append(im[1]) #width
 vp x.append(im[0]) #height
 vp y.append(im[1]) #width
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
train Gen = ImageDataGenerator(rescale=1/255) #rescale the training data so that
test Gen = ImageDataGenerator(rescale=1/255) #rescale the testing data so that
                                   shuffle = False) #don't shuffle the data
```

```
shuffle = False) #don't shuffle the data
train dataset.image shape #get shape of train dataset
from keras.applications.vgg16 import VGG16#get pre-trained VGG16 model
for layer in vgg.layers:
  layer.trainable = False#do not modify the pre-trained weights while training
plt.show() #show graph
```

```
filenames=train dataset.filenames
  real class.append(real c) #append the label into real label list
test pred=new model.predict generator(test dataset, verbose=1) #predict with the
filenames=test dataset.filenames#file names of images in test dataset
\frac{\overline{}}{} for \overline{} in filenames:
```