

[캡스톤디자인 결과보고서]

■ 과제명

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

■ 강좌정보

과 목 명	소프트웨어융합캡스톤디자인	학수번호	SWCON401
과제기간	2022 년 03 월 04 일 ~ 2022 년 06 월 16 일	학 점	3

■ 팀구성

팀 명				팀구성 총인원	1 명
구 분	성 명	학 번	학 부(과)	학 년	
대표학생	이인석	2018110659	소프트웨어융합학과	4	
참여학생					

■ 지도교수 확인

지도교수	성 명	황효석	직 급	전임교원
	소 속	소프트웨어융합학과	지도교수 확인	성명 : 황효석 (인)

■ 붙임

[양식] 과제 요약보고서


[결과물] 최종결과물 (최종작품 사진/도면/발표자료 등)

본 팀은 과제를 성실히 이행하고 이에 따른 결과보고서를 제출합니다.

2022 년 6 월 16 일

팀 대표 : _____ 이인석

[캡스톤디자인 과제 요약보고서]

과 제 명	딥러닝 기반 흉부 X-Ray 폐질환 분류
<p>1. 과제 개요</p> <p>가) 과제 설계 배경 및 필요성</p> <p>결핵 발생과 사망률을 줄이기 위해서는 결핵 환자를 조기에 발견하는 것이 무엇보다 중요하다. 하지만 1차 검진 수단인 흉부 x 선 영상으로 결핵을 판독하는 방사선과 전문의는 전체 의사의 5%도 안되고, 전체 병원의 70% 이상이 방사선과 전문의 없이 운영되고 있다. 병원의 의뢰를 받아 영상판독센터가 영상을 대신 분석해주고 있지만, 전국에 몇곳이 안되어서 이메일로 판독을 의뢰하면 일러야 하루, 늦으면 1 주일이 소요된다. 객담이나 혈액 분석을 통한 2 차 검진으로 결핵을 확진하기까지는 빠르면 1 주일 길게는 8 주까지도 소요된다. 폐 영상을 찍은 후 곧바로 결과가 나오지 않는 현재의 진단 기술로는 2 차감염을 차단할 골든타임을 놓치기 쉽다. 따라서 X-Ray 를 통해 병명을 조기 진단하는 연구가 필요하다.</p> <p>나) 과제 주요내용</p> <ul style="list-style-type: none">- 폐질환 데이터 수집- 데이터 전처리 및 증강- 5-Layer CNN, ResNet-18 모델- 모델의 성능 측정 및 평가 <p>다) 최종결과물의 목표</p> <ul style="list-style-type: none">- 폐질환 질병을 분류하는 모델의 성능을 최대한 올리는 것- 5 계층 CNN 모델 훈련 및 평가 후 ResNet-18 모델 훈련 및 평가- 데이터 불균형 극복- Data Augmentation 을 통한 성능 향상 시도	
<p>2. 과제 수행방법</p> <p>가) Chest X-Ray(흉부 엑스레이) 데이터셋</p> <p>1) 데이터 수집</p> <p>Chest X-Ray (Pneumonia,Covid-19,Tuberculosis)</p> <p>7135 Images, 4 categories</p> 	

Kaggle 에서 Chest X-Ray 데이터셋을 수집했다. 이 데이터 셋은 Pneumonia(폐렴), Covid-19(코로나 19), Tuberculosis(결핵), Normal(정상) 4 가지 질병명으로 진단된 흉부 X-Ray 이미지이다. 3 개의 폴더(train, test, validation)로 구성되며 각 이미지 레이블(Normal/Pneumonia/Covid-19/Tuberculosis)에 대한 하위 폴더를 포함한다.

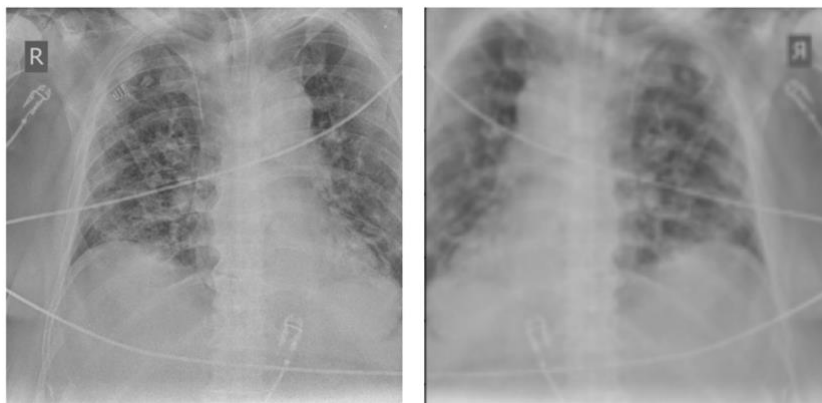
Class	Name	Count
0	COVID19	576
1	NORMAL	1,583
2	PNEUMONIA	4,273
3	TURBERCULOSIS	703
총 계		7,135

2) 데이터 전처리

프로젝트에서는 validation 데이터를 train 데이터로 옮겨주고 8:2 의 train, test 데이터셋으로 나누어 주었다. 대부분 고해상도 크기가 서로 다른 이미지를 256x256 크기로 Resize 하고, 0~255 범위의 픽셀 값을 정규화를 통해 0~1 범위로 만들어 주었다.

3) 데이터 증강

모델 성능 향상을 위해 RandomHorizontalFlip, RandomRotation, RandomCrop 기법을 추가하여 데이터 증강을 한 후 학습을 진행해보았다. 왼쪽은 augmentation 기법을 적용하기전, 오른쪽은 적용한 후의 이미지이다.

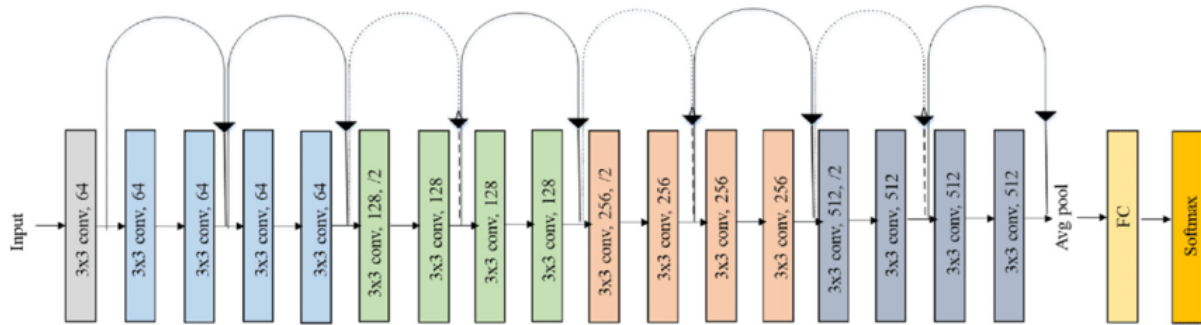


나) Model Architecture

1) 5-Layer CNN

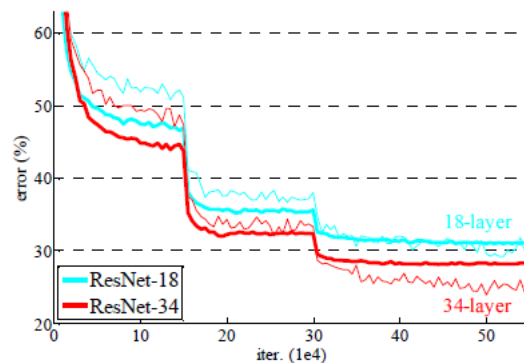
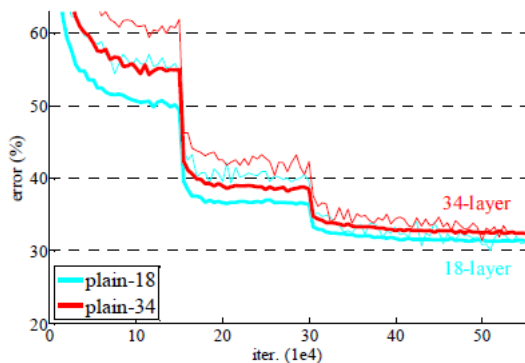
합성곱(nn.Conv2d) + 활성화 함수(nn.ReLU) + 맥스풀링(nn.MaxPool2d)을 하나의 합성곱 층으로 보고 이렇게 이루어진 3 개의 convolutional layer 와 2 개의 Fully-connected layer 로 이루어져 있다. 학습파라미터는 다음과 같다.(learning_rate = 0.001, training_epochs = 15, batch_size = 100)

2) ResNet-18

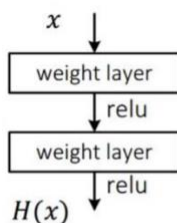


ResNet-18 은 18 개의 층으로 이루어진 ResNet 이다. 이 ResNet 은 Residual Block 단위로 이루어져 있고 18 개의 층은 크게 5 개의 Block 과 fully connected layer 로 나뉜다. 이 블록의 개수에 따라 Resnet-18, resnet-34, resnet-50, resnet-101 등이 존재한다.

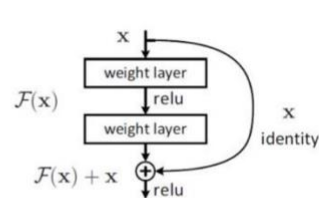
ResNet 연구팀은 층이 깊어질수록 성능이 좋아진다는 사실을 심층적으로 연구한 결과 layer 가 너무 깊어져도 성능이 떨어지는 현상을 발견했다. 아래는 층 깊이에 따른 일반 모델과 ResNet 모델의 성능을 비교한 그래프이다. 왼쪽 그래프를 보면 34-layer 의 plain 모델보다 18-layer 의 모델이 더 성능이 좋다는 사실을 확인할 수 있다.



그 이유는 Layer 가 깊어질수록 미분을 점점 많이 하게 되고, 미분 값이 작아져 weight 의 영향이 미비해지는 Vanishing Gradient 이 발생하여 training data 로 학습이 되지 않는 문제가 발생한다고 한다. 이를 해결한 방법이 기울기가 잘 전파될 수 있도록 일종의 슛 컷(skip connection)을 만들어 주는 것이다.



일반적인 구조



Residual 구조

일반적인 구조와는 다르게 Residual block 은 아이덴티티 매핑을 통해 입력 x 가 어떤 함수를 통과하더라도 다시 x 형태로 출력되도록 해준다. 이렇게 전방의 인풋 값을 출력층까지 가져가기 때문에 층이 깊어져도 Vanishing gradient 문제를 해결할 수 있다. 따라서 ResNet 모델은 신경망의 깊이가 깊어질수록 성능이 좋

다는 것을 알 수 있다. 하지만 학습하고자 하는 폐질환 데이터 셋의 크기, 오버 피팅 문제를 고려하여 가장 작은 크기의 네트워크인 ResNet18 모델을 사용하기로 결정하였다.

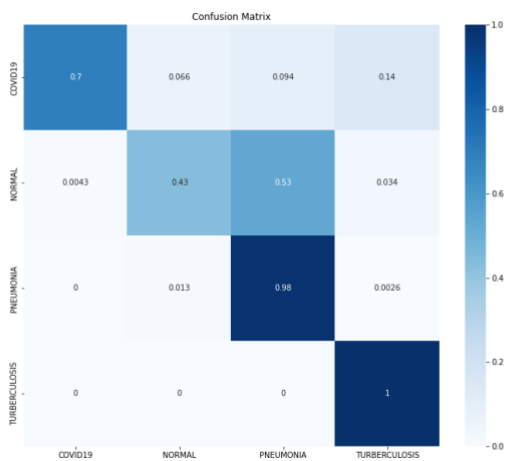
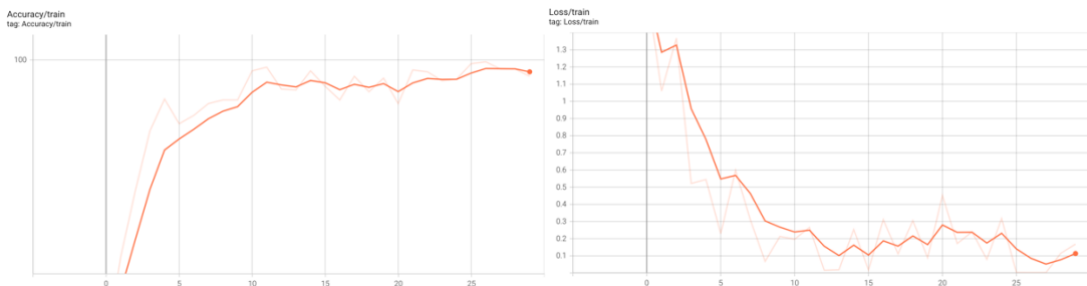
다. 모델 성능 평가 지표

- 1) Confusion Matrix: 예측 값이 실제 값을 얼마나 정확히 예측했는지 보여주는 행렬
- 2) Accuracy: 전체 중에 정답을 맞춘 비율
- 3) Precision: Positive 로 예측한 것 중에서 실제 Positive 의 비율
- 4) Recall: 실제 Positive 인 것 중에서 Positive 로 예측한 비율
- 5) F-1 Score: Precision 과 Recall 의 조화 평균 (* Imbalanced Data 인 경우)

3. 수행결과

가. 과제수행 결과

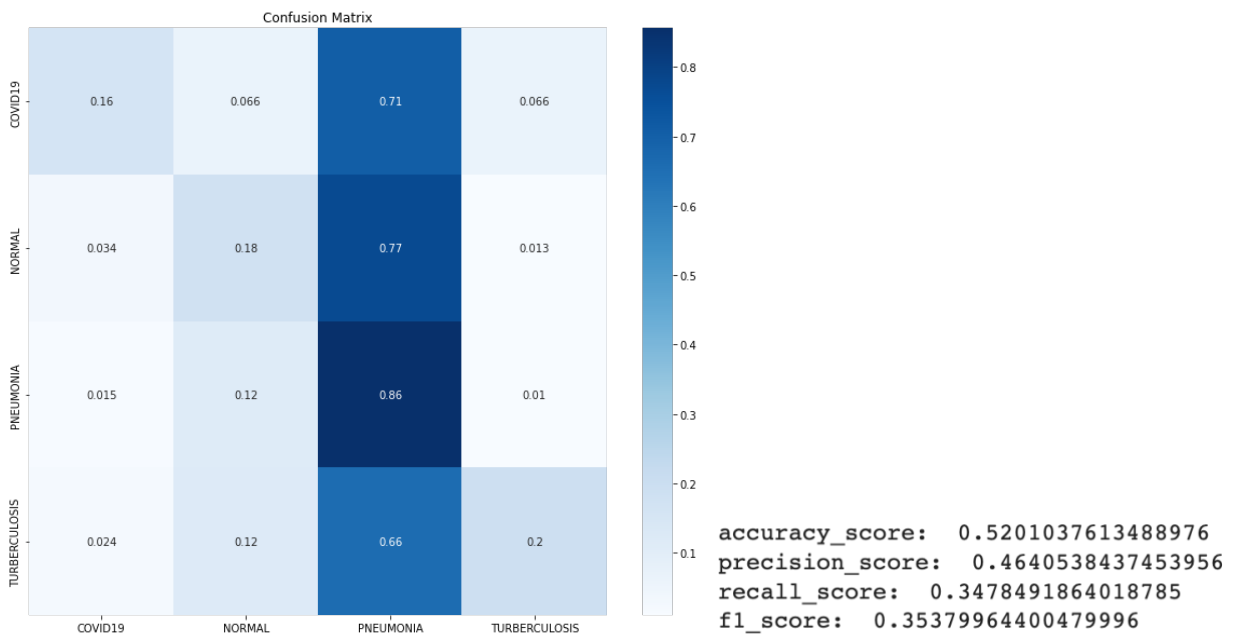
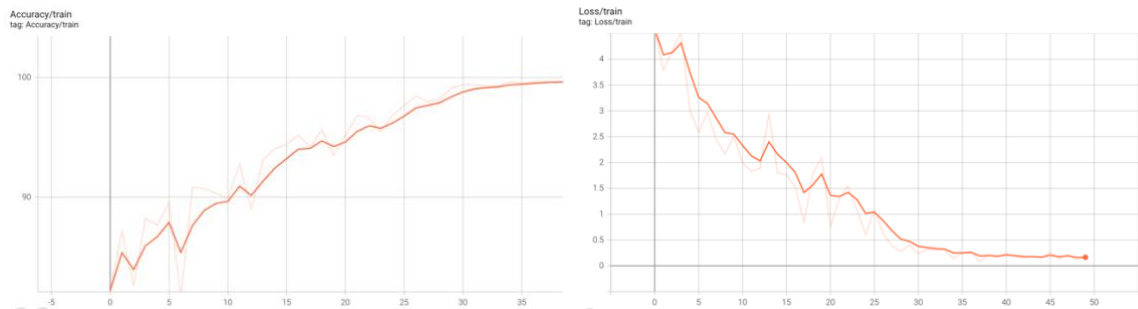
1) 5 Layer CNN



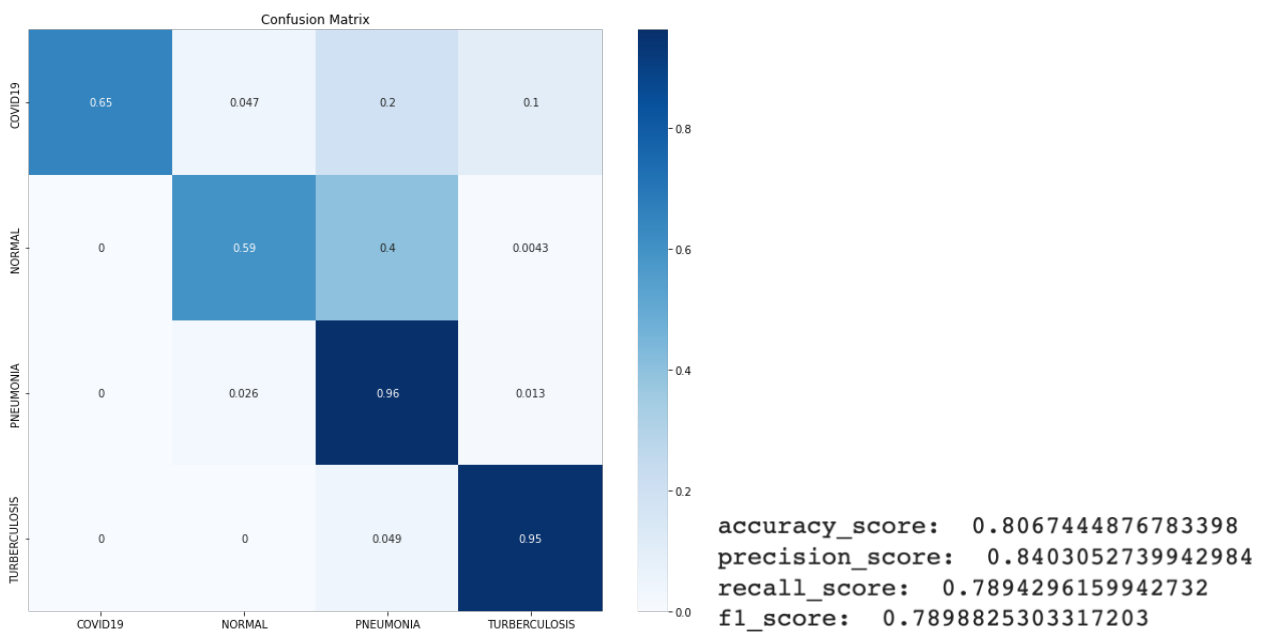
accuracy_score: 0.7782101167315175
precision_score: 0.813138487120788
recall_score: 0.7785881309466215
f1_score: 0.7548030016216235

2) ResNet18(noaug/aug)

- No augmentation



- Augmentation



나. 최종결과물 주요특징 및 설명

활용한 데이터셋을 살펴보면 폐렴 데이터에 비해 코로나 19 데이터와 폐결핵 데이터는 매우 적고 데이터가 불균형하다. 하지만 실제로 4 가지 병명 중에는 폐렴이 가장 흔하고 모집단도 크게 다르지 않다고 생각한다. 따라서 추가적인 데이터 없이 불균형한 데이터 셋에 맞게 최선의 성능을 내는 모델을 학습하고 평가하고자 했다. 데이터 증강을 적용하지 않은 5 계층 CNN 모델의 정확도가 73% 나온 반면 ResNet18 모델의 정확도가 52%가 나왔다. 또한 Flip, rotation, crop 등의 데이터 증강 기법을 적용한 데이터셋을 사용한 ResNet18 모델은 80%의 정확도가 나왔다. 데이터 증강 기법이 성능 향상에 크게 기여를 했음을 알 수 있다. 또한 층이 깊고 복잡한 모델일수록 꼭 성능이 좋은 것은 아니라는 것을 직접 확인할 수 있었다.

4. 기대효과 및 활용방안

결핵 여부에 대한 최종 판단은 객담이나 혈액 분석을 거쳐 2 명 이상의 의사가 확진을 내려야만 가능하다. AI 가 의사를 완전히 대체하지는 못하겠지만, 2 차 검진이 필요한 대상자를 추려내 주는 역할을 하면서 하루 수백장의 흉부 영상을 살펴봐야 하는 의사의 작업 피로도를 덜어줄 뿐더러 하루에 수십만명의 코로나 환자가 속출하는 상황에서 보조적인 개념으로는 충분한 가치가 있다. 이러한 모델을 활용한 병원 측에서는 결핵, 폐렴, 코로나 19 환자를 조기에 발견하여 치료할 수 있을 것을 기대해 볼 수 있다.

5. 결론 및 제언

연구 과제에서 ResNet 으로 학습한 모델은 실제 폐 질환 데이터 셋이기 때문에 영상 의학에서 활용이 가능하지만 아직은 성능 향상을 위해 최적화가 필요해 보인다. 이번에 총 7135 장의 이미지 데이터로 3-D 5 계층 CNN 과 ResNet18 모델을 학습시키고 성능 평가를 진행하는 연구를 진행했다면, 다음은 더 큰 데이터 셋을 확보하고 큰 네트워크를 가진 모델을 사용해보고 좀 더 다양한 하이퍼파라미터 조정을 통해 최적화를 하는 연구를 진행해보고자 한다. 데이터셋의 크기에 따라 어떤 크기의 딥러닝 네트워크를 학습시킬지 어떤 최적화 기법을 사용할지 인사이트를 길러야 겠다는 확신이 든 이번 연구 과제였다.

[참고자료]

Kaggle Chest X-ray 데이터셋: <https://www.kaggle.com/jtptj/chest-xray-pneumoniacovid19tuberculosis>

※ 본 양식은 요약보고서이며, 최종결과물을 추가제출 필수

팀 대표 : 이인석

