

논문 목차 (오프라인 구두)

11/18(금) 15:00~15:40 성남시니어산업혁신센터

OA : 15:00~15:40

좌장 : 김영철(홍익대학교)

발표장소 : 1F 오리엔테이션룸

협업 필터링 추천 시스템 기반 시니어 돌봄 매칭 서비스 설계 메커니즘 / 54
강병훈, 곽예림, 엄유진, 이효재, 윤예동, 김영철 (홍익대학교)

기존 Covid-19와 유행성 인플루엔자 간의 질병 비교 예측 모델 / 57
정민용, 이다윤, 조나현, 진조아, 윤예동, 김영철 (홍익대학교)

생체 전류 패턴 분석을 통한 인간 성격 분류 모델 / 62
진예진, 김현태, 전해진, 박예진, 이현정, 김장환, 김영철 (홍익대학교)

Covid-19 흉부 X선 이미지 분류 학습 모델 / 65
강성욱, 김장환, 김영철 (홍익대학교)

Covid-19 흉부 X선 이미지 분류 학습 모델

Learning Model for Chest X-Ray of COVID19

강성욱¹, 김장환², 김영철³

Sung-Uk Kang, R. Young-Chul Kim

{ksqrt98¹, j.janghwankim²}@gmail.com, bob@hongik.ac.kr³

요약

COVID19는 전세계 누적 확진자가 6억명을 돌파했을 정도로 인류사에 심각한 피해의 원인이다. 하지만 의학전문가 이외에는 COVID19의 감염여부를 빠르게 판단하는 것이 어렵다. 이에 CNN(Convolutional Neural Network) 합성곱 신경망을 활용한 이미지 분류 학습 모델을 통해 흉부X선 이미지 데이터를 학습하여 COVID-19의 감염 여부를 판별하는 방법을 제안한다. 흉부 X선은 전 세계적으로 널리 사용되는 만큼 이를 활용한 빠른 식별로 전문가나 의사가 아니더라도 COVID-19를 조기에 진단할 수 있는 효과를 기대한다.

Key Words : Deep Learning, CNN algorithm, COVID19

I. 서론

본 논문은 2022년 1·2학기 홍익대학교 소프트웨어융합학과 종합설계 프로젝트의 결과물이다. COVID-19는 새로운 유형의 변종 급성 호흡기 전염병이며 전세계적으로 전파되었다.[1]. 최근까지 전세계 누적 확진자가 6억 명 이상을 돌파하며 심각한 피해를 주고 있다. 이러한 문제를 극복하기 위해 다양한 연구들이 진행중인 가운데, COVID19 확진자에 대한 조기진단을 통해 격리, 치료 등의 후속 조치를 취할 수 있게 하는 진단이 매우 중요하기 때문에 이에 대한 연구는 활발히 진행 중이다. 하지만, 의학전문가가 아닌 일반인들에게 이러한 진단은 불가능하다. 이러한 문제를 극복하기 위해 딥러닝을 활용하여 흉부 X-ray 사진을 판독하여 의료진이나 전문 인력이 아니더라도 빠르고 정확하게 COVID-19를 감염여부를 판단할 수 있는 모델을 제안한다.

본 논문에서 제안하는 모델은 COVID-19 확진자의 흉부 X선 이미지 분석을 통해 확진자의 흉부 X선 사진 자료들을 이용해 딥러닝 학습을 이용하여 타겟 X선 사진의 확진여부를 판별한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 다양한 인공지능 알고리즘을 이용한 COVID19 감염 환자의 식별에 관한 연구를 소개하고 3장에서는 본 논문에서 제안하는 흉부X선을 통한 COVID19 이미지 분류 모델에 대해 언급한다. 4장은 결론 및 향후연구에 대해 언급한다.

II. 관련연구

2.1 인공지능 알고리즘을 이용한 흉부X선 분석연구[2]

해당 연구는 인공지능 알고리즘을 통해 COVID19 감염자와 정상인의 흉부X선 이미지를 학습하여 타겟 이미지의 COVID19 감염 여부를 판별하는 연구이다. 논문이 작성되었던 초기에는 COVID19 감염자의 흉부X선 이미지 데이터 확보에 어려움이 있어, 적대적 생성 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)을 이용하여 학습에 필요한 이미지 데이터를 생성한다.

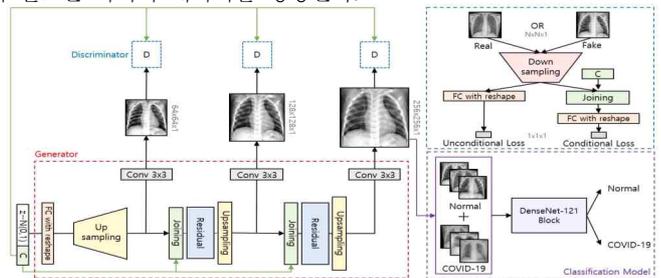


그림 1. StackGAN++을 이용한 흉부X선 이미지 분석연구[2]

그림 1은 누적 적대적 생성 신경망(StackGAN++)[3]을 이용한 흉부X선 이미지 분석 모델의 연구과정을 설명한다. StackGAN++ 방법을 사용하여 질환에 따른 이미지를 별도로 학습해야 하는 문제를 해결하여 보다 효율적이게 고해상도 영상을 생성한다.

1 홍익대학교 소프트웨어융합학과, 학부생
2 홍익대학교 소프트웨어융합학과, 박사과정
3 홍익대학교 소프트웨어융합학과, 교수

2.2 Convolutional Neural Network, CNN

CNN은 동물의 시신경 구조를 모방하여 만들어진 딥러닝 신경망이다.[4] CNN 은 특징을 추출하는 Convolution 층과 정보를 압축하는 Pooling 층을 반복해 특징을 추출하고, 완전연결계층(Fully connected layers)을 통해 입력된 이미지를 분류하기 위한 학습을 수행한다. CNN은 이미지 압축을 통해 학습해야 할 전체 파라미터 수를 감소시키며 이미지의 특징을 부각하기 때문에 적은 오차와 빠른 학습 속도를 지닌다.

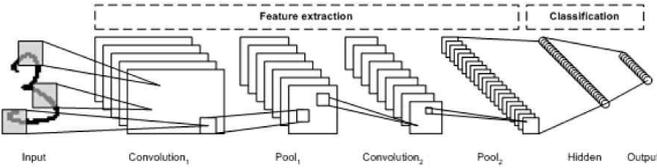


그림3. Convolution과 Pooling

Convolution은 동물의 시신경 구조를 모방한 Convolutional filter(=kernel, mask) 을 통해 이미지의 특징을 추출하는데 Convolution filter는 $n * m$ 크기의 행렬로 전체 이미지를 차례대로 훑으면서(Window sliding) 행렬 곱셈(Matrix multiplication)을 통해 특징 값을 추출한다[5]. 여러 관점에서의 이미지 특징을 만들어 낸다. 이를 통해 위치에 무관한 이미지의 특징을 추출한다.

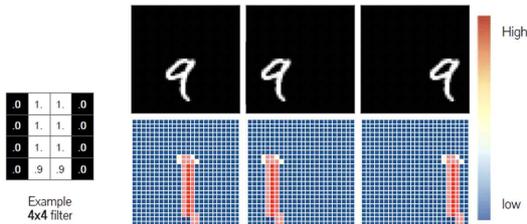


그림4. Convolution Filter를 통해 여러 관점에서의 이미지의 특징을 추출

Pooling은 이미지의 특징을 유지하면서 크기를 축소한다. 따라서 Pooling 연산 이후 기존 이미지의 크기는 축소되지만, 이미지의 특징이 유지되며, 이는 이미지의 크기를 감소시켜 신경망의 계산 효율을 높인다.

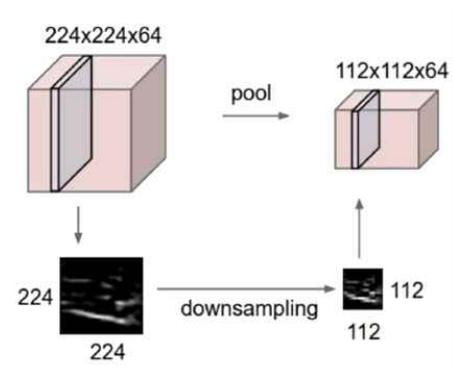


그림5. Pooling 연산

III. 비교 예측 프로토타입 모델

3.1 데이터 수집

기존의 흉부X선 이미지를 이용한 COVID19 감염 판별에 관한 연구에는 새로운 종류의 질병이 발생한 초기이므로 감염자의 이미지 데이터 확보에 어려움이 있었다. 따라서 이미지 데이터를 확보하기 위해 하나의 이미지에서 증강하는 방법을 사용했으나, 본 논문에서는 COVID19 감염환자의 누적된 데이터의 증가로 고화질 이미지 확보 및 수집이 가능하기 때문에 증강된 이미지 데이터를 사용하지 않고 원본 이미지를 사용하여 데이터 학습에 이용한다.

또한, 기존 연구에서는 COVID-19확진자와 일반인에 대한 구별만 가능하여 일반 폐렴 환자들도 COVID19로 판별하는 문제가 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 개선하기 위해 약 4000여개의 폐렴 환자의 흉부X선 이미지를 함께 학습하여 분류 모델의 판단 신뢰도를 높인다.

학습을 위해 수집한 데이터는 주로 머신러닝 및 데이터 사이언스 커뮤니티인 kaggle을 통하여 수집하며 Covid19 감염 확진자와 일반인, 폐렴 환자의 흉부 X 선 이미지를 학습이미지와 검증이미지를 8:2로 나누어 학습한다.

Train set:

PNEUMONIA_TRAIN=3418
NORMAL_TRAIN=1266
COVID19_TRAIN=460
Test set:

PNEUMONIA_TEST=855
NORMAL_TEST=317
COVID19_TEST=116

그림6. 데이터 셋 요약

그림 6은 학습(train) 이미지는 Covid-19 확진자가 460개, 일반인이 1266개, 폐렴환자가 3418개를 사용하여 테스트(test) 이미지 데이터는 전체 이미지의 20%로 Covid-19 확진자가 116개, 일반인이 317개, 폐렴환자가 855개이다. 검증(Validation) 데이터는 따로 사용하지 않고 테스트 데이터를 활용하였다.

3.2 데이터 전처리

데이터의 원활한 학습을 위하여 이미지를 무작위 변환을 사용하여 모델 학습 시 똑같은 그림을 두 번 이상 보지 않도록 한다.

이미지 무작위 변환은 이미지의 수평 비대칭을 극복하기 위해 수평뒤집기(horizontal_flip)을 적용하였으며 사진을 무작위로 회전하여 균형을 맞추기 회전범위(rotation_range)를 0~15도 정도로 설정하였고 사진을 무작위로 확대범위(zoom_range)를 0~20% 정도로 설정하여 이미지 전처리를 완료하였다.

3.3 모델구성 및 학습

순차적으로 convolution layer와 pooling layer를 층층히 쌓고 중간 중간 오버피팅을 방지하는 dropout layer를 추가하여 CNN 모

델을 구성하였다. 옵티마이저는 Adam, 손실함수는 범주형 교차 엔트로피(CCEE), 평가지표는 분류(accuracy)로 학습에서 훈련데이터를 모두 소모할 경우, 이를 에폭[6]이라고 하며 111번씩 총 128번 학습하였다

```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
conv2d (Conv2D)             (None, 222, 222, 64)      1792
max_pooling2d (MaxPooling2D) (None, 111, 111, 64)      0
conv2d_1 (Conv2D)           (None, 109, 109, 128)     73856
max_pooling2d_1 (MaxPooling2 (None, 54, 54, 128)      0
dropout (Dropout)           (None, 54, 54, 128)      0
conv2d_2 (Conv2D)           (None, 52, 52, 256)       295168
max_pooling2d_2 (MaxPooling2 (None, 26, 26, 256)      0
dropout_1 (Dropout)         (None, 26, 26, 256)      0
conv2d_3 (Conv2D)           (None, 24, 24, 512)       1180160
max_pooling2d_3 (MaxPooling2 (None, 12, 12, 512)      0
dropout_2 (Dropout)         (None, 12, 12, 512)      0
flatten (Flatten)           (None, 73728)              0
dense (Dense)                (None, 512)                 37749248
dropout_3 (Dropout)         (None, 512)                 0
dense_1 (Dense)              (None, 3)                   1539
-----
Total params: 39,301,763
Trainable params: 39,301,763
    
```

그림7. 모델 구성

3.4 학습과정

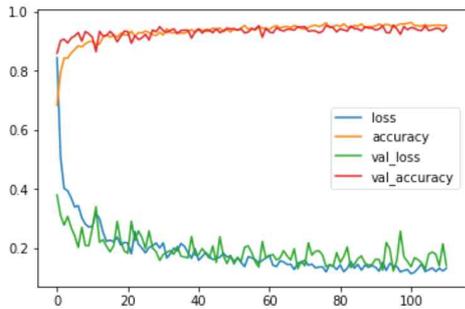


그림8. 분류 학습 모델 학습 과정

그림 8은 총 111 번의 학습이 진행될 동안의 학습과정을 기록한 그래프이다. 학습이 진행되면 될수록 loss(손실률)과 val_loss는 줄어들고 ,accuracy(정확성)과 val_accuracy는 올라갔다.

최종적인 정확도는 0.95263671875이며 Validation 정확도 또한 0.95를 기록하며 모델의 적절한 dropout layer로 인하여 과적합이 크게 발생하지 않았음을 확인할 수 있었다.

3.5 성능 평가

Training을 통한 예측성능을 측정하기 위해 예측 Value와 실제 Value를 비교하여 분류모델 성능평가 지표인 Confusion Matrix를 시각화하였다. 이에 따른 f1-score의 경우 covid 가 0.97, normal 이 0.90, pneumonia가 0.96으로 상당히 준수한 예측성능이 기록되었다.

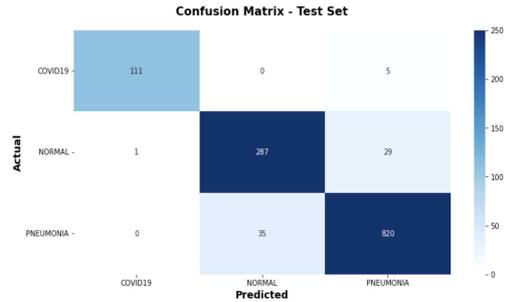


그림9. Confusion Matrix

IV. 결론

본 논문은 COVID-19 확진자의 흉부 X선 이미지 분류 학습 모델을 시도하여 인간의 폐에서 COVID-19 가 영향을 미칠 가능성이 있는 영역을 식별한다. 현재 역전사 중합효소 연쇄 반응(RT-PCR)은 COVID-19 진단에 사용되고 있지만 숨은 감염자를 판단하는 것은 아직 제한적이다. 흉부 X선은 COVID19 감염 식별에 널리 사용되고 있기 때문에 본 논문에서 제한하는 방법을 통하여 신속한 이미지 식별로 COVID-19 조기진단에 사용될 수 있기를 기대한다.

참고 문헌

- [1] Y. H. Lee, S. P. Yook, "Effective crisis intervention approaches and activities post COVID-19: focusing on crisis intervention amid COVID-19", Korean Journal of Clinical Psychology, Vol. 39, No. 4, pp.368-381, Oct. 2020.DOI: <https://doi.org/10.15842/kjcp.2020.39.4.009>
- [2] 안경희 ; 엄성용, 딥 러닝 기반 코로나19 흉부 X선 판독 기법 = A COVID-19 Chest X-ray Reading Technique based on Deep Learning
- [3] H. Zhang, et al, "Stackgan++: Realistic image synthesis with stacked generative adversarial networks", IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 41, No. 8, pp. 1947-1962, 2018
- [4] A. Krizhevsky, et al, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks", Communications of the ACM
- [5] Brownlee, Jason. "What is the Difference Between a Batch and an Epoch in a Neural Network." Machine Learning Mastery 20 (2018).
- [6] Podlozhnyuk, Victor. "Image convolution with CUDA." NVIDIA Corporation white paper, June 2007.3 (2007).