

딥러닝을 기반의 Xray 및 CT 스캔을 통한 COVID-19 검출에 관한 연구

임선자*, Tuan Le Dinh*, 최영락*, 최필주*, 김보성**, 박상규*, 권기룡*

*국립부경대학교 컴퓨터인공지능공학부, **(주)쉬즈엠

lsja76@gmail.com, kiryongkwon@gmail.com

Study on COVID-19 Detection with X-ray and CT Scans based on Deep Learning

*Seon-Ja Lim, *Tuan Le Dinh, *Yeong-Rak Choi, *Philjoo Choi, **Bo-Sung Kim, *Sang-Kyu Park

*Ki-Ryong Kwon

*Div. of Computer & Artificial Intelligence Eng., Pukyong National Univ.

**SZM Co. Ltd.

요약

최근 우리는 코로나 바이러스라는 치명적인 폐렴 질환에 공격을 받았다. 원인 불명의 바이러스는 수십억 명의 사람들의 삶에 많은 심각한 문제를 일으켰다. 치명적인 질병의 급속한 발전으로 PCR 검사 시스템은 생산 비용과 PCR 방법의 잘못된 결과 때문에 COVID-19 감지의 주요 방법으로 사용할 수 없었다. 따라서 새로운 COVID-19 진단 기술인 PCR을 지원하기 위해 빠르고 안전하며 정확한 스캐닝 방법이 필요하다. 의료 영상 시스템의 등장과 딥러닝 시대의 도래로 흉부 X선 및 CT 스캔 이미지를 사용하여 PCR 검사를 대체할 수 있다. 이 논문에서는 딥러닝 방법, 특히 딥러닝과 트랜스포머 모델을 이용하여 COVID-19 검출을 하고, 질병의 심각성을 진단하는 데 도움이 되도록 한다.

I. 서론

최근 COVID-19 팬데믹은 전 세계적으로 최악의 전염병으로 평가받고 있다. 질병 확산을 막기 위해 우선 환자의 몸에서 COVID-19 바이러스의 존재를 확인하고, 검사 결과에 따라 적절한 치료를 진행한다. 현재 COVID-19를 감지하는 주요 방법은 RT-PCR 검사이다. 이 검사는 바이러스의 유전 물질을 찾아내어 24시간 이내에 감염 여부를 식별할 수 있다. 하지만 RT-PCR 검사에는 몇 가지 한계가 있다. 거짓양성(실제로는 감염되지 않았지만 양성 결과) 및 거짓음성(실제로 감염되었지만 음성 결과) 결과가 발생할 수 있어 항상 정확한 결과를 보장하지 않는다. 또한 검사 비용이 비싸다. 결과를 얻는 데 시간이 걸리며, 검사 장비와 인력이 부족해 대량 검사가 힘들 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 딥러닝 기술을 활용한 새로운 접근 방식이 주목받고 있다. 흉부 X선 및 CT 스캔을 이용한 방법이다. X선과 CT 스캔은 비교적 빠르게 진행할 수 있어 신속한 진단이 가능하다. COVID-19로 인한 폐 손상을 시각적으로 확인할 수 있어, 질병의 진행 상황을 평가하는 데 도움이 된다.

II. 관련 연구

방사선 영상을 이용한 COVID-19 감지와 관련된 연구가 여러 건 있다. Wang, Linda, Zhong Qiu Lin, Alexander Wong의 연구[1]에서 흉부 X선 영상에서 COVID-19를 식별하는 COVID-Net이라는 신경망을 제안했다. 또한 인터넷의 오픈 소스 데이터 세트에서 새로운 맞춤형 데이터 세트를 생성한다. Ozturk, Tulin 등[2]은 흉부 X선 영상에서 최첨단 신경망 아키텍처를 사용하여 COVID-19를 자동으로 감지하였다. Minaee, Shervin 등[3]이 제안한 딥 COVID 아키텍처는 SqueezeNet, DenseNet-121, ResNet50을 기반으로 COVID-19 사례를 예측하기 위해 전이 학습을 활용하였다. 딥러닝 기반 COVID-19 진단 시스템으로 딥러닝 모델을 기반으로 한 자동화된 진단 시스템은 의사가 폐 스캔 이미지를 빠르게 분석하고, COVID-19 감염의 존재 여부 및 심각도를 평가하는 데 도움을 줄 수

있다. 이는 검사의 속도와 정확성을 높이고 검사 과정에서의 인적 오류를 줄일 수 있다. 특히 대량 검사가 필요한 상황에서 유용하다. 이러한 기술들은 기존의 PCR 검사 방법을 보완하거나 대체할 수 있는 진단 방법으로 주목받고 있다.

III. 제안한 데이터셋과 딥러닝 모델

1. 데이터 셋

(1) 흉부 X-ray 영상 데이터 셋

본 논문에서는 두 개의 오픈 소스 데이터 셋에서 흉부 X선 데이터 셋을 수집한다. 첫 번째는 COVIDX-CXR-3이고, 두 번째는 흉부 X선 데이터셋이다.

(2) CT 스캔 영상 데이터 셋

본 논문에서는 세 개의 오픈 소스 데이터 셋에서 COVID-19 CT 스캔 데이터 셋을 수집한다. 각 데이터 셋에는 NORMAL과 COVID의 두 가지 범주가 있으며, CT 스캔 데이터 셋에서 중요한 작업은 이진 분류이다.

2. 딥러닝 모델

(1) DenseNet-121

본 논문에서 실험을 실행하기 위해 첫 번째 모델로 DenseNet121[4]을 사용하였고, 이후 네트워크는 모델 성능을 개선하기 위해 Densely Connect 연결을 사용했다.

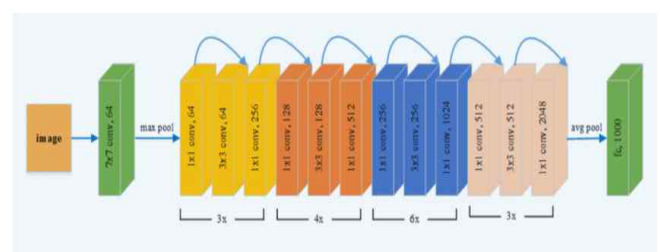


그림 1. DenseNet-121 구조

(2) ResNet50

ResNet[5]은 Kaiming He 등이 매우 깊은 신경망으로 그래디언트 소멸 문제를 해결하기 위해 도입했다. 건너뛰기 연결과 항등 함수는 ResNet의 핵심 아이디어이다.

(3) InceptionNet

InceptionNet[6]은 Inception 모듈을 사용하여 기존 신경망 아키텍처를 확장한다. InceptionNet의 주요 아이디어는 동시에 다양한 합성곱 크기를 사용하는 것이다.

(4) EfficientNet

EfficientNet[7]은 Mixing Tan과 Quoc Le가 제안하였으며, 영상 분류를 위한 가장 인기 있는 아키텍처이자 분할 모델을 위한 인코더가 되었다.

(5) Swin Transformer

Swin Transformer[8]는 이 모델은 트랜스포머 기반 비전 모델의 강력한 성능을 입증한 사례로, 비전 작업에서 이미지 인식 및 객체 탐지와 같은 분야에서 널리 사용되고 있다.

IV. 실험 결과 및 고찰

1. 흉부 X-ray 데이터 셋 결과

Transformer 기반 모델은 COVID-19 관련 패턴을 더 잘 식별할 수 있으며, 흉부 X선 및 CT 스캔 이미지에서 더 복잡한 특징을 포착할 수 있다. 표 1에서 Swin Transformer와 Hybrid-EfficientNet-DOLG 아키텍처가 흉부 X선에 기반한 COVID-19 탐지 분류 작업에서 가장 좋은 결과를 보였다. 매크로 평균, 마이크로 평균, COVID-19, 정상 및 폐렴에 대해 각각 0.95, 0.96, **0.99**, 0.93 및 0.94의 정확도를 보였다.

표 1. COVID-19 흉부 X선 분류 결과

Methods	Precision				
	Macro-Average	Micro-Average	COVID-19	Normal	Pneumonia
Swin Transformer	0.83	0.87	0.99	0.62	0.89
Hybrid-EfficientNet-DOLG	0.95	0.96	0.98	0.93	0.93
DenseNet121	0.94	0.95	0.98	0.91	0.94
ResNet50	0.92	0.94	0.98	0.83	0.93
InceptionNet	0.90	0.92	0.98	0.83	0.90

2. CT 스캔 데이터 셋 결과

표 2. COVID-19 CT 스캔 분류 결과

Method	Precision			
	Macro-Average	Micro-Average	COVID	Normal
Hybrid-EfficientNet-DOLG	0.83	0.83	0.85	0.81
DenseNet121	0.88	0.88	0.92	0.84
GoogleNet	0.76	0.76	0.77	0.75
EfficientNet	0.79	0.79	0.85	0.72

표 2에서 CT 스캔 이미지 분류를 위한 최상의 모델은 DenseNet121로, 거시 평균, 미시 평균, COVID-19 및 정상에서 각각 0.88, 0.88, 0.92 및 0.84의 정확도를 보였다.

V. 결론

본 논문에서 흉부 X선 및 CT 스캔 이미지를 기반으로 한 딥러닝 방법을 사용하여 COVID-19 검출에 대해 논의하였다. 실험 결과 COVID-19 흉부 X선 분류에서 Swin Transformer 아키텍처가 0.99의 정확도를 보였다. 또한 COVID-19 CT 스캔 분류 결과에서 최상의 모델은 DenseNet[2]이 0.92로 가장 좋은 결과를 보였다. 특히 대량의 데이터를 통해 학습할 경우 진단의 정확도가 더욱 향상된다. 이러한 모델은 기존의 검사 방법과 결합하여 보조 진단 도구로 활용될 수 있으며, COVID-19 및 기타 질병의 조기 발견과 효율적인 관리에 중요한 역할을 할 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

This research was supported by the MSIT (Ministry of Science and ICT), Korea, under the ITRC (Information Technology Research Center) support program (IITP-2024-2020-0-01797) supervised by the IITP (Institute for Information & Communications Technology Planning & Evaluation).

참 고 문 헌

[1] Wang, Linda, Zhong Qiu Lin, and Alexander Wong, "Covid-net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of covid-19 cases from chest x-ray images," Scientific Reports , vol. 10, no. 1, pp. 1-12, 2020.

[2] Ozturk, Tulin, Muhammed Talo, Eylul Azra Yildirim, Ulas Baran Baloglu, Ozal Yildirim, and U. Rajendra Acharya, "Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images," Computers in biology and medicine, vol. 121, p. 103792, 2020.

[3] Minaee, Shervin, Rahele Kafieh, Milan Sonka, Shakib Yazdani, and Ghazaleh Jamalipour Soufi, "Deep-COVID: Predicting COVID-19 from chest X-ray images using deep transfer learning," Medical image analysis , vol. 65, p. 101794, 2020.

[4] Huang, Gao, Zhuang Liu, Laurens Van Der Maaten, and Kilian Q. Weinberger, "Densely connected convolutional networks," in Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017.

[5] He, Kaiming, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun, "Deep residual learning for image recognition," in Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016.

[6] Szegedy, Christian, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, and Andrew Rabinovich, "Going deeper with convolutions," in Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2015.

[7] Tan, Mingxing, and Quoc Le, "Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks," in International conference on machine learning, 2019.

[8] Ze Liu, Yutong Lin, Yue Cao, Han Hu, Yixuan Wei, Zheng Zhang, Stephen Lin, and Baining Guo, "Swin Transformer: Hierarchical Vision Transformer using Shifted Windows," in International conference on computer vision, 2021.