



# Role of Chest Radiographs and CT Scans and the Application of Artificial Intelligence in Coronavirus Disease 2019

## 코로나바이러스감염증 2019에서 흉부X선사진 및 CT의 역할과 인공지능의 적용

Seung-Jin Yoo, MD<sup>1</sup> , Jin Mo Goo, MD<sup>2</sup> , Soon Ho Yoon, MD<sup>2\*</sup> 

<sup>1</sup>Department of Radiology, Hanyang University Medical Center, Hanyang University College of Medicine, Seoul, Korea

<sup>2</sup>Department of Radiology, Seoul National University College of Medicine, Seoul National University Hospital, Seoul, Korea

Coronavirus disease (COVID-19) has threatened public health as a global pandemic. Chest CT and radiography are crucial in managing COVID-19 in addition to reverse transcription-polymerase chain reaction, which is the gold standard for COVID-19 diagnosis. This is a review of the current status of the use of chest CT and radiography in COVID-19 diagnosis and management and an introduction of early representative studies on the application of artificial intelligence to chest CT and radiography. The authors also share their experiences to provide insights into the future value of artificial intelligence.

**Index terms** COVID-19; Lung; Radiography; Tomography, X-Ray Computed; Artificial Intelligence

## 서론

2019년 12월 원인 불명의 집단 폐렴이 중국 우한에서 발생하였다(1). 원인 병원체는 Severe Acute Respiratory Syndrome-related Corona Virus 2 (이하 SARS-CoV-2)로 밝혀졌으며(2) 주로는 호흡기 비말을 통하여 사람 간 전파되어 전 세계로 퍼져나갔다(1). 코로나바이러스감염증-19 (coronavirus disease 2019; 이하 COVID-19)라고 명명된 이 호흡기 감염 질환은 6월 말 천만 명 이상의 누적 감염자와 오십만 명 이상의 사망자를 야기했으며 지속적으로 증가 중이다(3). COVID-19의 전염을 막고 감염된 환자를 적절히 치료하기 위해서는 빠르고 신속한 진단 및 중증도 평가가 필요하며(4) 흉부X선사진과 전산화단층촬영(이하 CT)

Received July 22, 2020  
Revised September 2, 2020  
Accepted September 15, 2020

### \*Corresponding author

Soon Ho Yoon, MD  
Department of Radiology,  
Seoul National University  
College of Medicine,  
Seoul National University Hospital,  
101 Daehak-ro, Jongno-gu,  
Seoul 03080, Korea.

Tel 82-2-2072-2584  
Fax 82-2-743-7418  
E-mail yshoka@gmail.com

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

### ORCID iDs

Seung-Jin Yoo   
<https://orcid.org/0000-0002-0779-3889>  
Jin Mo Goo   
<https://orcid.org/0000-0003-1791-7942>  
Soon Ho Yoon   
<https://orcid.org/0000-0002-3700-0165>

영상은 진단검사로서 중요한 역할을 담당한다(5). 본 종설에서는 COVID-19에서 흉부X선사진 및 CT의 역할을 알아보고 인공지능(artificial intelligence)의 적용에 대하여 소개하고자 한다.

## COVID-19 표준 진단

현재까지 가장 신뢰할 만한 COVID-19 표준 진단검사는 역전사 중합효소 연쇄반응(reverse transcription polymerase chain reaction; 이하 RT-PCR)이며 비인두나 다른 호흡기에서 채취한 검체를 이용한다(6). 제조사에 따라 SARS-COV-2의 다양한 특이 RNA 유전자 부위를 표지로 하며 결과를 확인하는데 평균 6시간이 소요된다. RT-PCR의 특이도는 100%로 간주되며 메타분석에서 민감도는 평균 89%이나 보고마다 이질성을 보이며(7) 특히 중국 유행 초기에는 빈번한 위음성 문제가 되었다(8). 위음성 결과는 검체의 종류, 검체 채취 방법 및 보관에 따라 달라질 수 있으며 SARS-COV-2 감염 후 검사 시점에 영향을 받는다. RT-PCR 민감도는 감염 시점 초기에는 낮다가 시간이 경과할수록 증가하며(6) 최근 모델링 연구에 따르면 증상 발생 시점에서는 62%, 증상 발생 3일 후에는 80%의 민감도를 보일 수 있다(9).

## COVID-19 영상 진단

흉부 CT는 COVID-19 초기 유행부터 중요한 진단검사 중 하나로 사용되었다. 중국 우한의 경우 RT-PCR 위음성을 및 검사 키트 부족으로 RT-PCR 검사 없이 임상, 영상 소견만으로 COVID-19을 진단하기도 하였으며(10), 특히 RT-PCR 위음성 COVID-19 환자들 일부에서 흉부 CT 이상 소견을 보인다는 점에서 주목을 받았다(11, 12). COVID-19 폐렴의 전형적인 흉부 CT 소견은 변연부 중심의 다발성 간유리음영과 반점형 폐경화이며 후방의 하폐를 주로 침범한다(13-15). CT 소견은 증상 발생 후 시간이 경과함에 따라 순수한 간유리음영에서 혼합 간유리음영 또는 폐경화가 동반될 수 있으며 비특이적 분포에서 전형적인 변연부 분포로 진행한다(16, 17). 메타분석에서 COVID-19에 대한 흉부 CT의 민감도는 평균 93%로 RT-PCR과 유사하거나 약간 높았으나 특이도는 37%로 낮았다(7). 흉부 CT의 민감도는 경미한 폐렴, 동반된 만성 질환이 없는 환자, 무증상 환자, 소아에서 낮은 경향을 보인다. 또한 증상 발생 후 CT 검사 시점에 따라 CT의 민감도가 영향을 받으며 증상 발생 첫 2일 이전에는 약 50%의 환자가 정상 CT 소견을 보일 수 있다(16). 흉부 CT의 낮은 특이도는 COVID-19 폐렴의 CT 소견이 인플루엔자 폐렴을 포함한 다른 바이러스 폐렴이나 특발성 또는 약제나 결체조직질환과 연관된 기질화 폐렴 등 다른 질환에서도 유사하게 보일 수 있기 때문이다(18).

COVID-19 폐렴은 흉부X선사진에서 흉부 CT와 유사하게 폐 변연부의 간유리음영 또는 폐경화로 보이며 증상 발생 후 시간 경과에 따라 전형적인 소견을 보인다(15, 19, 20). 다만 폐렴 병변이 경미하거나 간유리음영이 주된 소견인 경우, 흉부X선사진이 음성이거나 CT 보다 폐렴의 범위를 과소평가할 수 있고(21) 흉부X선사진의 민감도는 25~89%로 흉부 CT보다 낮다(19, 21, 22). 특이도는 61~90%로 흉부 CT보다 높게 보고되었으나(21, 22) 실제 X선 사진에서 COVID-19 폐렴이 CT 보다 다른 질환과 구분이 잘 된다고보다는 흉부 CT와 흉부X선사진 연구 간 환자군 차이에 기인한

것으로 보인다.

## COVID-19 중증도 평가

COVID-19 환자들의 약 80%는 경미한 폐렴을 겪지만 20%의 환자들은 호흡곤란을 포함한 중증 폐렴을 앓는다(23). World Health Organization (이하 WHO)에서 COVID-19 환자들의 증상과 증후를 바탕으로 경미한 증상을 보이는 경도/중등도(mild/moderate) 환자, 호흡곤란, 분당 호흡수 30 이상의 빈호흡, 산소 포화도 93% 이하, 혹은 동맥혈 산소분압/투여 산소분획 비( $\text{PaO}_2/\text{FiO}_2$  ratio) 300 미만을 보이는 중등도(severe) 환자와 호흡 부전, 패혈성 쇼크, 또는 다발성 장기 부전을 보이는 치명적(critical) 환자로 임상적 중증도를 분류하였다(24). 보고마다 차이는 있지만 입원 치료를 필요로 하는 환자 중 15~20%는 사망하며 약 40%까지 중환자실 치료를 요한다(25). 사망률 역시 나라마다 차이를 보이거나 연령이 증가할수록 사망률이 높아지며 40대까지는 0.5% 이하지만 50대는 1% 내외, 60대는 3% 내외, 70대 이상은 10% 이상으로 증가한다(21, 25). 특히 고령, 남성, 동반 질환, 장기 부전이나 혈액 응고 이상은 고위험 환자를 시사하는 임상적, 혈액 검사 소견이다(26, 27).

WHO에서는 진단 24~48시간 이내에 영상검사서 폐렴 영역이 폐 영역의 50%를 초과할 때 이를 중등도(severe) 환자로 분류하고 있으며(24) COVID-19 환자의 흉부 CT에서 폐렴의 범위가 클수록(28-32) 중등 폐렴에 이환되거나 사망 확률이 높다는 결과들이 보고되었다. 또한 환자의 흉부X선사진에서 이상 소견이 보일 경우 흉부X선사진이 정상인 환자에 비하여 중등 질환 이환율이 높으며(33) 예후가 좋다고 알려진 21~50세 COVID-19 환자에서도 흉부X선사진의 폐렴 범위가 넓으면 입원 또는 기관 삽입의 위험이 상대적으로 높았다(34). 따라서 흉부 영상 소견이 COVID-19 환자에서 감염의 중증도 혹은 예후를 예측할 수 있는 잠재적 지표가 될 수 있다.

## COVID-19 진료에서 의료영상의 역할

대한영상의학회/대한흉부영상의학회 권고안을 포함하여 대부분의 의료영상 권고안에서 흉부 CT 및 흉부X선사진은 COVID-19 진단을 위한 검사로 권고되지 않는다(35-37). 흉부 CT의 낮은 특이도로 인하여 CT의 양성예측도는 RT-PCR의 예측도보다 낮고 COVID-19 지역 내 유병률이 충분히 높지 않은 상황에서는 흉부 CT로 진단 시 많은 COVID-19 위양성 환자들이 생길 수 있다(7). 흉부 CT의 높은 민감도 또한 영상의학 연구들의 편향된 결과 보고에 기인한 것이라는 우려가 있다(38). 실제로 COVID-19 의료영상의 민감도를 보고한 대부분의 연구들에서는 COVID-19 이상 소견에 대한 명확한 정의 없이 후향적으로 연구를 진행하였다.

다국가 다학제 기반 Fleischner Society 권고안에서는 진단이 아닌 환자 선별에 대한 의료영상의 역할을 강조하고 있다(5). 임상적으로 중증도 이상의 폐렴이 의심되거나 호흡부전 등의 폐렴 진행이 의심되는 환자에서 의료영상을 촬영하여 환자 평가에 이용하도록 권고한다.

## COVID-19 의료영상 인공지능의 필요성

RT-PCR이 표준 진단검사지만 중국 우한, 뉴욕, 이탈리아와 같이 단기간 대량의 COVID-19 환자가 발생할 경우 RT-PCR 검사 키트가 부족하거나 검사의 질이 저하될 수 있다. 또한 RT-PCR의 결과 보고 시간(turnaround time) 역시 길게는 1주일까지 지연되었으며 특히 의료 자원이 부족한 국가에서는 이러한 상황에 취약하다. 흉부X선사진 또는 흉부 CT의 경우 촬영 직후 바로 영상을 획득, 진단할 수 있다.

흉부X선사진 또는 CT가 COVID-19 진단 또는 중증도 평가에 사용될 경우 충분한 숫자의 경험 많은 영상 판독의가 필수적이다. 또한 누가 판독하느냐와 무관하게 일관된 판독이 이루어져야 하지만 실제 COVID-19 의료영상 판독 시 판독자 간 해석이 달라질 수 있다. 정규시간뿐만 아니라 정규시간 외 촬영하는 의료영상에 대해서도 신속한 해석이 이루어져야 하며 특히 폐렴 중증도 평가의 경우 평가에 상당한 시간이 소요된다. 이러한 인적 및 의료 자원 소모는 지역 내 COVID-19 환자 증가로 인한 의료영상 판독 수요가 증가하면 더욱 가중될 수 있다(39).

COVID-19 폐렴 의료영상에 대하여 충분한 성능을 갖춘 인공지능이 개발된다면 의료영상 촬영 직후 일관되며 신속한 진단 및 중증도 평가가 가능할 것으로 기대된다.

## 흉부 의료영상 COVID-19 인공지능 현황

COVID-19 의료영상 인공지능은 3월 중순 Lin Li의 딥러닝 논문이 Radiology에 출판된 이후 (40) 7월 중순까지 십여 편의 딥러닝 논문이 출간되었으며 이보다 훨씬 많은 수십여 편의 연구들이 arXiv, medRxiv, SSRN, research square 등 preprint 데이터베이스에 등록되고 있다. 본 종설에서는 전문가 심사(peer review) 후 출간된 논문들에 대하여 대표적인 논문들을 소개 및 정리하였다.

## COVID-19 흉부 CT 인공지능

COVID-19 흉부 CT 인공지능 연구들을 요약하여 Table 1에 제시하였다. COVID-19 흉부 CT 인공지능의 초기 연구들은 대부분 COVID-19 폐렴을 흉부 CT에서 자동 진단하는 진단 알고리즘이 주를 이루었다(40-55). 대부분 중국에서 연구가 이루어졌으며 수백 예의 CT scan을 학습 데이터로 포함하였으나 몇몇 연구들은 수천 예의 CT scan을 포함하였다. 학습 데이터의 구성을 보면 COVID-19 양성 환자는 대부분 연속적으로 포함한 것으로 보이나 COVID-19 음성 환자는 실제 COVID-19 검사 음성인 환자를 모았다기보다는 COVID-19 발생 기간과 무관하게 편의상 정상이나 다른 폐렴을 대조군으로 포함한 경우가 많았다. 딥러닝 알고리즘은 2 dimensional (이하 2D) 또는 3D convolutional neural network (이하 CNN)을 기반의 다양한 알고리즘이 사용되었으며 일부 여러 개의 딥러닝 알고리즘을 합하여 성능을 개선한 연구 등도 있었다. COVID-19 폐렴에 대한 진단 성능 평가는 대부분 내부 검증만 시행하였으며 내부 검증의 경우 민감도, 특이도가 90% 내외

Table 1. Summary of Representative Published Studies on CT Artificial Intelligence for COVID-19

| References           | Aim                    | Consecutive Positive/<br>Negative Data<br>Collection during<br>the Pandemic |         | Positive Data<br>(COVID-19) | Negative Data   | Deep Neural<br>Network                    | Internal<br>Validation<br>Dataset (%) |      | External<br>Validation<br>Dataset (%) |                | Human<br>Interaction<br>(%) | Code or<br>Program<br>Availability |
|----------------------|------------------------|---|---------|-----------------------------|---|---|---------------------------------------|------|---------------------------------------|----------------|-----------------------------|------------------------------------|
|                      |                        | Yes   | No      |                             |   |   | Sen.                                  | Spe. | Sen.                                  | Spe.           |                             |                                    |
| Li et al. (40)       | Diagnosis              | No  | No      | 1296 scans                  | 1735 scans, CAP; 1325 scans, non-pneumonia                                | COVNet-based on ResNet                    | 90                                    | 87   | 79-80                                 | 77-81          |                             | Yes                                |
| Wang et al. (41)     | Diagnosis<br>Prognosis | No  | No      | 924 scans                   | 342 scans, other pneumonia  | DenseNet-like structure                   | 79                                    | 90   | 79-80                                 | 77-81          |                             | Yes                                |
| Mei et al. (42)      | Diagnosis              | Yes   | Yes     | 419 scans                   | 486 scans, negative for RT-PCR  | 2 CNNs and ML classifiers                 | 84                                    | 83   |                                       |                | 79 → 88<br>88 → 91          | Yes                                |
| Bai et al. (43)      | Diagnosis              | No  | No      | 521 scans                   | 665 scans, other pneumonia  | EfficientNet                              | 96                                    | 95   | 89                                    | 86             |                             | Yes                                |
| Ardakani et al. (44) | Diagnosis              | No  | No      | 108 scans                   | 86 scans, other pneumonia   | ResNet                                    | 100                                   | 99   |                                       |                |                             | No                                 |
| Song et al. (45)     | Diagnosis              | Yes   | Yes     | 83 scans                    | 83 scans negative for RT-PCR  | BigBiGAN                                  | 92                                    | 91   | 80                                    | 75             | 77 → 85;<br>75 → 88         | Yes                                |
| Wu et al. (46)       | Diagnosis              | Unknown   | Unknown | 368 scans                   | 127 scans, other pneumonia  | ResNet                                    | 81                                    | 65   |                                       |                |                             | No                                 |
| Jaiswal et al. (47)  | Diagnosis              | Unknown   | Unknown | 1262 slices                 | 1230 slices, negative for RT-PCR  | DenseNet                                  | 96                                    | 96   |                                       |                |                             | No                                 |
| Kang et al. (48)     | Diagnosis              | No  | No      | 1495 scans                  | 1027 scans, CAP   | Latent representation regressor with FCNN | 97                                    | 93   |                                       |                |                             | No                                 |
| Wang et al. (49)     | Diagnosis              | No  | No      | 1315 scans                  | 2406 scans, viral IILD; 936 scans, normal                                 | ResNet                                    | 88                                    | 96   |                                       |                |                             | No                                 |
| Ouyang et al. (50)   | Diagnosis              | Unknown   | Unknown | 3389 images                 | 1593 images, CAP  | 3D CNN                                    |                                       |      | 87                                    | 90             |                             | No                                 |
| Wang et al. (51)     | Diagnosis              | Yes   | Yes     | 313 scans                   | 229 scans negative for RT-PCR   | 3D CNN                                    | 84                                    | 98   |                                       |                |                             | Yes                                |
| Han et al. (52)      | Diagnosis              | No  | No      | 230 scans                   | 100 scans, other pneumonia; 130 scans, without pneumonia                  | 3D CNN                                    | 91                                    | 96   |                                       |                |                             | Yes                                |
| Ko et al. (53)       | Diagnosis              | No  | No      | 1194 images                 | 1357 images, other pneumonia; 998 images, normal; 444 images, lung cancer | 2D CNN                                    | 99                                    | 100  |                                       | Accuracy of 97 |                             | No                                 |
| Ni et al. (54)       | Diagnosis              | Unknown   | Unknown | 3854 scans                  | 6871 scans, other pneumonia; 8566 scans, normal                           | MVP net                                   |                                       |      | 100                                   | 25             | 89 → 94<br>97 → 98          | No                                 |
| Hu et al. (55)       | Diagnosis              | Unknown   | Unknown | 150 scans                   | 150 scans, other pneumonia; 150 scans, non-pneumonia                      | CNN                                       |                                       |      | 89                                    | 88             |                             | No                                 |
| Wang et al. (56)     | Segmentation           | Unknown   | Unknown | 558 scans                   | None  | 2D U-Net                                  |                                       |      |                                       |                | Dice, 81                    | Yes                                |
| Zhou et al. (57)     | Segmentation           | Unknown   | Unknown | 201 scans                   | None  | 2.5D U-Net                                |                                       |      |                                       |                | Dice, 78                    | Yes                                |

CAP = community-acquired pneumonia, CNN = convolutional neural network, COVID-19 = coronavirus disease 2019, CPA = community acquired pneumonia, D = dimensional, GAN = generative adversarial network, IILD = interstitial lung disease, MVP = Multi-View FPN with Position-aware attention, RT-PCR = reverse transcription-polymerase chain reaction, Sen = sensitivity, Spe = specificity

였으며 일부 연구의 경우 과적합(overfitting)이 의심되었다. 외부 검증에서는 대체로 민감도, 특이도가 80% 내외였다. 개발된 인공지능을 판독자가 함께 사용했을 때 진단능의 상승을 보고한 연구 결과들이 있었다(45, 46, 54). 소수의 출판 연구에서 흉부 CT 폐렴 분할 및 중증도 평가 인공지능을 보고하였는데 U-Net 기반 인공지능의 Dice score는 80% 내외였으며 다만 정량화된 값이 실제 환자의 임상 소견과 어떤 관련이 있는지는 평가하지 않았다(56, 57).

## COVID-19 흉부X선사진 인공지능

COVID-19 흉부X선사진은 흉부 CT와 비교하여 진단 민감도가 낮은 제한점이 있으나 방사선 노출이 적고 검사 과정이 간편하여 접근성이 좋은 장점이 있어 COVID-19 감염 의심 환자 선별과정과 확진 환자의 치료 과정에서 흉부X선검사가 빈번하게 시행되고 있다. 그렇기 때문에 COVID-19 폐렴 환자의 흉부X선사진에 인공지능을 적용하여 COVID-19 폐렴을 진단하는 초기 연구들이 발표되고 있고 Table 2에 요약하였다(58-64). 이러한 연구들의 학습 데이터는 지정된 의료기관에서 연속적으로 포함된 데이터가 아닌 웹상에 공개되어 있는 COVID-19 폐렴, 기타 폐질환과 정상 흉부X선사진이 대부분 이용되었다. 웹상 공개된 COVID-19 감염 환자의 흉부X선사진 데이터 세트들은 대부분 영상 수가 적어 이를 극복하기 위하여 일부 연구들은 다양한 데이터 세트들을 합치거나 여러 방법으로 조합하여 학습을 진행하였다(58-60). 일부 연구에서는 다양한 영상 처리 기술 혹은 generative adversarial network (GAN)을 통해 데이터를 증폭시켜 학습 데이터로 이용하였고 이렇게 대량의 인조 흉부X선사진(synthetic data)을 만들어 많은 양의 데이터를 학습시켰을 때 인공지능 모델의 민감도와 특이도가 증가하였다(59, 61). 흉부X선 영상을 이용한 COVID-19 폐렴 진단에 이용된 딥러닝 알고리즘은 CNN 기반의 알고리즘이 사용되었다. 연구 결과는 내부 검증만 시행하였고 민감도는 69~98%, 특이도는 79~99%로 비교적 넓은 편차를 보였으나 대체적으로 우수하였다. COVID-19 환자의 흉부X선사진을 이용한 인공지능 연구의 대부분은 의료진의 개입이 상대적으로 적고 공대 연구진에서 주도적으로 시행되어 COVID-19 환자의 흉부X선사진의 신뢰도(예: 어떻게 진단했는지 언급이 없거나 RT-PCR 진단이 아닌 임상 진단)가 떨어질 수 있다. 또한 온라인으로 공개되어 있는 데이터의 경우 학습에 이용된 흉부X선사진의 영상 품질과 촬영 조건에 대한 정보가 충분하지 않다는 제한점이 있다.

## COVID-19 흉부 CT 중증도 평가 인공지능: 저자들의 경험

저자들은 2020년 3월 18일 COVID-19 감염 환자의 흉부 CT 영상에서 COVID-19 폐렴을 분할하여 폐렴의 범위를 백분율로 계산하고 폐렴의 무게(weight)를 계산하는 인공지능 기반의 소프트웨어 프로그램 'MEDIP COVID-19'을 개발하여 무료로 배포하였다(<http://medicalip.com/covid19>) (65). 저자들은 COVID-19 발생 초기 인공지능 개발을 위해 한국 및 중국의 연구자들에게 연락하여 한국과 중국의 13개 병원, 17개의 다양한 CT 기계에서 촬영한 176명의 COVID-19 환자 익명화 흉부 CT 사진을 취합하였다. 각각 15년과 5년 경력의 두 명의 흉부 영상의학과 전문의가 모든 CT

Table 2. Summary of Representative Published Studies on Chest Radiography Artificial Intelligence for COVID-19

| References              | Aim       | Consecutive Positive/<br>Negative Data |   | Positive Data<br>(COVID-19)  | Negative Data                                   | Deep Neural<br>Network | Internal                  |      | External |                           | Code or<br>Program<br>Availability |      |      |
|-------------------------|-----------|--|---|--|---|------------------------|---------------------------|------|----------|---------------------------|------------------------------------|------|------|
|                         |           | Collection during<br>the Pandemic      | No  |  |   |                        | Validation<br>Dataset (%) | Sen. | Spe.     | Validation<br>Dataset (%) |                                    | Sen. | Spe. |
|                         |           |  |   |  |   |                        |                           |      |          |                           |                                    |      |      |
| Das et al. (58)         | Diagnosis | No                                     | 0.2   | 4280 images, other viral and bacterial pneumonia;<br>400 images, tuberculosis; 2003 images, normal                         | Inception NetV3                                 | 95                     | 99                        |      |          | No                        |                                    |      |      |
| Waheed et al. (59)      | Diagnosis | No                                     | 403 images<br>Additional 1669 synthetic images* | 721 images, normal<br>Additional 1399 synthetic images, normal*  | VGG-16<br>VGG-16                                | 69<br>90               | 95<br>97                  |      |          | No<br>No                  |                                    |      |      |
| Oh et al. (60)          | Diagnosis | No                                     | 180 images                                      | 20 images, other viral pneumonia; 54 images, bacterial pneumonia;<br>57 images, tuberculosis;<br>191 images, normal        | ResNet-18                                       | 93 <sup>†</sup>        | 89-96 <sup>†</sup>        |      |          | No                        |                                    |      |      |
| Altan & Karasu (61)     | Diagnosis | No                                     | 219 images and 2441 synthetic images †          | 1345 images, viral pneumonia; 1315 synthetic images, viral pneumonia; 1341 images, normal; 1319 synthetic images, normal † | EfficientNet-B0                                 | Accuracy of 95-99      | 96-99                     |      |          | No                        |                                    |      |      |
| Rahimzadeh & Attar (62) | Diagnosis | No                                     | 180 images                                      | 6054 images, pneumonia; 8851 images, normal  | Concatenated Network of Xception and ResNet50V2 | 81                     | 99                        |      |          | Yes                       |                                    |      |      |
| Panwar et al. (63)      | Diagnosis | No                                     | 142 images                                      | 142 images, normal   | nCOVnet based on VGG-16                         | 98                     | 79                        |      |          | No                        |                                    |      |      |
| Brunese et al. (64)     | Diagnosis | No                                     | 250 images                                      | 2753 images, other pulmonary disease; 3520 images, normal  | VGG-16  | 87                     | 98                        |      |          | No                        |                                    |      |      |

\*The auxiliary classifier generative adversarial network (ACGAN) - a base model called CovidGAN was used for synthetic image augmentation and the discriminator model.

† Sensitivity and specificity for the diagnosis of viral pneumonia, including COVID-19 pneumonia, using chest X-ray images.

‡ Data synthesis was performed using image processing techniques such as rotations, image resizing, and adding new pixel blocks in the horizontal and vertical directions. COVID-19 = coronavirus disease 2019, Sen = sensitivity, Spe = specificity

사진들을 검토하여 COVID-19 폐렴 여부를 확인하고 측정 스캔에서 상업용 소프트웨어(MEDIP PRO v2.0.0.0, MEDICALIP Co. Ltd., Seoul, Korea)를 이용하여 반자동으로 폐렴을 분할하여 학습 데이터를 마련하였다. 146, 10, 20 CT 스캔을 각각 훈련, 튜닝, 내부 검증 데이터 세트로 배분하여 2D U-Net 알고리즘을 이용한 딥러닝을 시행하였다. 본 인공지능 기반의 소프트웨어는 2D U-Net 알고리즘이 분할한 COVID-19 폐렴 및 폐 실질을 추출하여 폐렴의 범위를 백분율로 나타내고 폐렴의 CT 감쇠 값(attenuation value)을 이용하여 각 환자에서 폐렴의 무게를 계산할 수 있다 (21). 추가적 검증에 99명의 이탈리아의 공개 COVID-19 환자(61), 'Radiopaedia' 웹사이트에서 제공하는 9명의 COVID-19 환자(66), 10명의 중국의 공용 COVID-19 환자(67), 103명의 일본 COVID-19 환자(68)와 97명의 스페인 HM Hospitales의 COVID-19 환자(69)의 흉부 CT 스캔을 이용하였다.

영상의학과 전문의가 손으로 그려서 만든 폐렴 마스크를 참고치(ground truth)로 하여 인공지능이 자동 분할한 폐렴 마스크를 이용하여 계산한 폐렴의 범위와 무게 간의 정도를 상관 계수(correlation coefficient)로 계산하였을 때 폐렴 범위는 내부 검증 데이터 세트에서 0.99로 매우 높았고 외부 검증 데이터 세트에서도 0.95~0.99로 재현되었다. 폐렴의 무게 또한 내부 검증 데이터 세트에서 0.99, 외부 검증 데이터 세트에서 0.97~0.99로 높은 상관성을 보였다. 일본의 외부 검증 데이터 세트에서 영상의학과 전문의가 육안으로 CT에서 보이는 폐렴의 침범 범위에 따라 중증도를 점수화한 값(visual CT severity score)과 인공지능 폐렴 자동 분할로 얻은 폐렴의 범위와 무게의 상관성을 Pearson correlation coefficient로 확인하였을 때 0.90으로 높은 상관성을 보였다.

참고치 폐렴 마스크와 인공지능이 자동 분할 폐렴 마스크의 영역 중첩 정도를 반영하는 Dice similarity coefficient를 이용해 영상 분할 결과를 평가하였을 때 내부 검증 데이터 세트는 78% (Fig. 1), 외부 검증 데이터 세트에서는 72~78%의 분할 결과를 보였다. 본 2D U-Net 알고리즘이 COVID-19 폐렴을 대체로 잘 분할하지만 자동 분할 마스크를 검토하였을 때 호흡 및 심장 박동에 의한 폐 경계부의 운동성 인공물을 폐렴으로 잘못 인식하거나 폐 침부의 미세한 간유리음 형태 폐렴을 놓치는 오류가 있었다.

자동 분할한 폐렴 범위 및 무게와 COVID-19 환자의 임상적인 증상 및 호흡부전, 급성호흡곤란증후군, 사망과 같은 나쁜 예후와의 관련성을 확인하기 위해 다변수 로지스틱 회귀분석을 하였다. 인공지능 자동 분할 폐렴의 범위 0.5% 이상( $p=0.038$ )과 무게 10 g 이상( $p=0.048$ )은 환자의 증상 여부에 독립적 위험 인자였다. 폐렴의 범위 5% 이상( $p=0.004$ )과 무게 75 g 이상( $p=0.029$ )은 환자의 호흡 부전, 급성호흡곤란증후군과 사망을 아우르는 나쁜 복합 예후에 대한 독립적 위험 인자였다.

## 의료영상 COVID-19 인공지능 연구들의 한계 및 향후 방향

COVID-19 의료영상 인공지능 초기 연구들은 COVID-19 흉부 CT 및 흉부X선사진에 대한 인공지능 진단 및 중증도 평가 학습이 가능하며 제한된 연구 데이터 내에서 기대할 만한 성능을 보여주었다. 그럼에도 불구하고 기 개발된 진단 알고리즘은 인공지능이 사용될 구체적인 임상 상황 없이 학습 데이터를 구성하여 개발되었으며 학습된 데이터 역시 그 시나리오를 충분히 대표할 수 없

**Fig. 1.** A 26-year-old male patient diagnosed with COVID-19.

**A.** Chest CT scan shows peripheral consolidations and ground-glass opacities in the right middle, right lower, and left lower lobes, which is consistent with COVID-19 pneumonia.

**B, C.** A ground truth mask (**B**) created by the radiologist and an automatically segmented mask (**C**) created by a 2D U-Net match almost perfectly. The Dice similarity coefficient was 84.5%.

COVID-19 = coronavirus disease 2019



다는 제한 점이 있다. 대부분의 진단 연구들은 흉부 CT나 흉부X선사진을 모든 COVID-19 의심 대상자에서 촬영하고 진단하는 일종의 범용성(universal screening) 인공지능 진단 알고리즘을 개발하였다. 상기 시나리오에서는 학습 데이터는 모든 COVID-19 의심 대상자를 포함해야 하며 일정기간 연속된 충분한 숫자의 데이터 수집이 검사자의 다양한 스펙트럼을 대변할 수 있다. 특히 COVID-19 음성 환자가 단지 정상 또는 다른 폐렴 외에 암이나 전이, 기관지 확장증과 같은 비감염 염증 질환 등을 가질 수 있으나 대부분의 연구는 COVID-19을 제외한 폐렴만을 음성군으로 포함하고 있다. 학습 데이터 내 특정 질환군의 배제는 인공지능 단독 진단 시 특히 문제가 될 수 있다. 이 같은 우려를 보완하기 위해서는 COVID-19 환자의 영상 판독을 인공지능 단독으로 시행하기보다는 판독자가 인공지능 결과를 참고하여 다양한 임상정보와 영상 소견을 함께 해석하는 시나리오가 보다 바람직할 수 있다. 그러나 대부분의 인공지능 연구는 COVID-19 폐렴을 진단하는데 있어 판독자가 인공지능을 어떤 시나리오에서 사용할 것 또는 함께 사용했을 때 정말 도움이 될 것인지에 대한 평가나 고려가 없었다. 최근 FDA 의뢰기기 가이드라인에서 진단용 COVID-19 의료영상 인공지능 사용을 권고하지 않는 것 역시 시사하는 바가 있다(70).

임상 사용에 있어 기 개발된 범용성 진단 인공지능의 보다 근본적인 한계는 모든 COVID-19 의심자 또는 환자에게 의료영상을 촬영하지 않는 데 있다. 의료영상 진단 인공지능을 개발하기 이전에 어떤 임상 적응증으로 의료영상을 촬영하고 개발된 진단 인공지능을 적용할 것인지 먼저 고민을 하고 그에 맞는 학습 데이터를 모아야 개발된 인공지능이 임상에서 사용될 수 있다. 판독자가 어떠한 인공지능을 어떻게 활용할 것인지에 대한 고민도 필요하다. 영상검사에서 COVID-19 폐렴 여부를 자동 진단하는 인공지능을 활용하여 빠른 판독이 필요한 의료영상을 선별(triage) 하거나 병원에 방문하는 무증상 폐렴 환자를 스크리닝(screening) 하는 방법, COVID-19 폐렴 가능성을 수치화 혹은 시각화하여 경험이 충분하지 않는 판독자의 의사결정에 도움을 주는 방법, 영상검사서 COVID-19 폐렴의 중증도를 평가하여 입원 또는 집중치료를 요하는 환자나 생활치료센터 또는 자가격리로 충분한 환자를 구분하고 폐렴의 결과를 추적하는 방법 등을 고려해볼 수 있다. 이와 더불어 COVID-19 감염 초기에 정상 흉부 CT 소견을 보이는 경우가 있으므로 임상 증상, COVID-19 확진자 접촉력, 혈액 검사 등 임상 정보가 결합된 인공지능 개발한다면 흉부 CT만 이용하여

COVID-19를 진단하면 생기는 위음성을 극복할 수 있을 것으로 기대되므로 어떠한 임상 정보를 인공지능 개발에 어떻게 함께 사용 또는 학습할지에 대한 고려도 필요하다(42).

COVID-19 의료영상 인공지능 중증도 평가는 Fleischner Society를 위시한 관련 학회의 권고안에 부합하며 FDA 권고안 역시 임상의의 판단하에 이 같은 목적의 사용이 가능할 수 있다고 명시하였다(70). 학습 데이터의 경우 인공지능 알고리즘 사용을 COVID-19 확진자에 한정한다면 음성 대조군 없이 COVID-19 확진자 데이터만으로 데이터를 구성할 수 있다. 그럼에도 저자들의 연구를 포함하여 현재까지 보고된 의료영상 폐렴 분할 및 중증도 평가 인공지능은 폐 내부의 유사한 모양과 밝기 값에 기반하여 폐렴을 분할한다. 따라서 COVID-19 폐렴과 유사한 모양을 보이는 다른 폐 병변은 모두 COVID-19으로 간주하여 분할하므로 판독자가 COVID-19 폐렴이 맞는지 분할 결과를 확인하는 과정이 필수적이다. 또한 COVID-19 폐렴 또는 환자의 기저 질환에 동반되는 흉수와 폐를 분리하는 인공지능을 포함한 연구가 아직 없어 흉수가 있는 환자의 경우 폐를 흉수로부터 잘 분리하는 것 자체가 쉽지 않으며 흉수가 폐로 분리되는 경우 흉수가 폐경화로 인식되어 폐렴이 과대평가될 수 있다. 무엇보다 의료영상을 일부 COVID-19 의심자 또는 환자에서 촬영하므로 이를 감안한 임상 시나리오에서 의료영상 인공지능의 중증도 평가의 유용성을 증명해야 비로소 임상 진료에서 사용할 근거를 마련할 수 있을 것이다. 대한 흉부영상의학회에서는 최근 500여 명의 다기관 COVID-19 영상 코호트(Korean Imaging Cohort of COVID-19)를 구축하였으며 이를 통해 국내 연구진의 COVID-19 의료영상 및 인공지능 연구가 촉진될 수 있을 것이다(71).

## 결론

COVID-19 진단 및 중증도 평가에 있어 흉부 CT 및 흉부X선사진은 중요한 역할을 하고 있다. COVID-19 흉부 CT 및 흉부X선사진에 기반한 인공지능 초기 연구들은 COVID-19 진단에 대하여 기대할 만한 민감도와 특이도를 보였고 COVID-19 CT의 분할 및 정량화에 대한 가능성을 보였다. 인공지능이 사용될 구체적인 임상 상황을 제시하고 해당 상황에 부합하는 데이터를 수집하여 인공지능을 개발할 때 의료영상 인공지능은 앞으로 COVID-19 환자에 대한 정확하고 신속한 진단과 적절한 치료 결정, 모니터링에 역할을 할 것으로 기대된다.

### Author Contributions

Conceptualization, Y.S.H.; data curation, Y.S.H., Y.S.; formal analysis, Y.S.H., Y.S.; investigation, Y.S.H., Y.S.; methodology, Y.S.H.; project administration, Y.S.H.; software, Y.S.H., Y.S.; supervision, Y.S.H.; validation, Y.S.H., Y.S.; visualization, Y.S.H., Y.S.; writing—original draft, Y.S.H., Y.S.; and writing—review & editing, all authors.

### Conflicts of Interest

The authors have no potential conflicts of interest to disclose.

## REFERENCES

1. Zhu N, Zhang D, Wang W, Li X, Yang B, Song J, et al. A novel coronavirus from patients with pneumonia in China, 2019. *N Engl J Med* 2020;382:727-733

2. Coronaviridae Study Group of the International Committee on Taxonomy of Viruses. The species severe acute respiratory syndrome-related coronavirus: classifying 2019-nCoV and naming it SARS-CoV-2. *Nat Microbiol* 2020;5:536-544
3. World Health Organization. *Coronavirus disease (COVID-19): situation report, 162*. Geneva: World Health Organization 2020
4. Cheng MP, Papenburg J, Desjardins M, Kanjilal S, Quach C, Libman M, et al. Diagnostic testing for severe acute respiratory syndrome-related coronavirus 2: a narrative review. *Ann Intern Med* 2020;172:726-734
5. Rubin GD, Ryerson CJ, Haramati LB, Sverzellati N, Kanne JP, Raouf S, et al. The role of chest imaging in patient management during the COVID-19 pandemic: a multinational consensus statement from the Fleischner Society. *Radiology* 2020;296:172-180
6. Sethuraman N, Jeremiah SS, Ryo A. Interpreting diagnostic tests for SARS-CoV-2. *JAMA* 2020;323:2249-2251
7. Kim H, Hong H, Yoon SH. Diagnostic performance of CT and reverse transcriptase polymerase chain reaction for coronavirus disease 2019: a meta-analysis. *Radiology* 2020;296:E145-E155
8. Wang W, Xu Y, Gao R, Lu R, Han K, Wu G, et al. Detection of SARS-CoV-2 in different types of clinical specimens. *JAMA* 2020;323:1843-1844
9. Kucirka LM, Lauer SA, Laeyendecker O, Boon D, Lessler J. Variation in false-negative rate of reverse transcriptase polymerase chain reaction-based SARS-CoV-2 tests by time since exposure. *Ann Intern Med* 2020;173:262-267
10. Zu ZY, Jiang MD, Xu PP, Chen W, Ni QQ, Lu GM, et al. Coronavirus disease 2019 (COVID-19): a perspective from China. *Radiology* 2020;296:E15-E25
11. Ai T, Yang Z, Hou H, Zhan C, Chen C, Lv W, et al. Correlation of chest CT and RT-PCR testing for coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: a report of 1014 cases. *Radiology* 2020;296:E32-E40
12. Fang Y, Zhang H, Xie J, Lin M, Ying L, Pang P, et al. Sensitivity of chest CT for COVID-19: comparison to RT-PCR. *Radiology* 2020;296:E115-E117
13. Chung M, Bernheim A, Mei X, Zhang N, Huang M, Zeng X, et al. CT imaging features of 2019 novel coronavirus (2019-nCoV). *Radiology* 2020;295:202-207
14. Song F, Shi N, Shan F, Zhang Z, Shen J, Lu H, et al. Emerging 2019 novel coronavirus (2019-nCoV) pneumonia. *Radiology* 2020;295:210-217
15. Yoon SH, Lee KH, Kim JY, Lee YK, Ko H, Kim KH, et al. Chest radiographic and CT findings of the 2019 novel coronavirus disease (COVID-19): analysis of nine patients treated in Korea. *Korean J Radiol* 2020;21:494-500
16. Bernheim A, Mei X, Huang M, Yang Y, Fayad ZA, Zhang N, et al. Chest CT findings in coronavirus disease-19 (COVID-19): relationship to duration of infection. *Radiology* 2020;295:685-691
17. Shi H, Han X, Jiang N, Cao Y, Alwalid O, Gu J, et al. Radiological findings from 81 patients with COVID-19 pneumonia in Wuhan, China: a descriptive study. *Lancet Infect Dis* 2020;20:425-434
18. Simpson S, Kay FU, Abbara S, Bhalla S, Chung JH, Chung M, et al. Radiological Society of North America expert consensus statement on reporting chest CT findings related to COVID-19. Endorsed by the Society of Thoracic Radiology, the American College of Radiology, and RSNA-secondary publication. *J Thorac Imaging* 2020;35:219-227
19. Wong HYF, Lam HYS, Fong AH, Leung ST, Chin TW, Lo CSY, et al. Frequency and distribution of chest radiographic findings in patients positive for COVID-19. *Radiology* 2019;296:E72-E78
20. Vancheri SG, Saviotto G, Ballati F, Maggi A, Canino C, Bortolotto C, et al. Radiographic findings in 240 patients with COVID-19 pneumonia: time-dependence after the onset of symptoms. *Eur Radiol* 2020:1-9
21. Choi H, Qi X, Yoon SH, Park SJ, Lee KH, Kim JY, et al. Extension of coronavirus disease 2019 (COVID-19) on chest CT and implications for chest radiograph interpretation. *Radiology: Cardiothoracic Imaging* 2020;2:e200107
22. Schiaffino S, Tritella S, Cozzi A, Carriero S, Blandi L, Ferraris L, et al. Diagnostic performance of chest X-ray for COVID-19 pneumonia during the SARS-CoV-2 pandemic in Lombardy, Italy. *J Thorac Imaging* 2020;35:W105-W106
23. Wu Z, McGoogan JM. Characteristics of and important lessons from the coronavirus disease 2019 (COVID-19) outbreak in China: summary of a report of 72 314 cases from the Chinese center for disease control and prevention. *JAMA* 2020;323:1239-1242
24. World Health Organization. Report of the WHO-China joint mission on coronavirus disease 2019 (COVID-19). Available at: <https://www.who.int/publications/i/item/report-of-the-who-china-joint-mission-on-coronavi>

- rus-disease-2019-(covid-19). Published Feb 28, 2020. Accessed Jul 22, 2020
25. Wiersinga WJ, Rhodes A, Cheng AC, Peacock SJ, Prescott HC. Pathophysiology, transmission, diagnosis, and treatment of coronavirus disease 2019 (COVID-19): a review. *JAMA* 2020;324:782-793
  26. Yang X, Yu Y, Xu J, Shu H, Xia J, Liu H, et al. Clinical course and outcomes of critically ill patients with SARS-CoV-2 pneumonia in Wuhan, China: a single-centered, retrospective, observational study. *Lancet Respir Med* 2020;8:475-481
  27. Wu C, Chen X, Cai Y, Xia J, Zhou X, Xu S, et al. Risk factors associated with acute respiratory distress syndrome and death in patients with coronavirus disease 2019 pneumonia in Wuhan, China. *JAMA Intern Med* 2020;180:934-943
  28. Matos J, Paparo F, Mussetto I, Bacigalupo L, Veneziano A, Perugin Bernardi S, et al. Evaluation of novel coronavirus disease (COVID-19) using quantitative lung CT and clinical data: prediction of short-term outcome. *Eur Radiol Exp* 2020;4:39
  29. Yang R, Li X, Liu H, Zhen Y, Zhang X, Xiong Q, et al. Chest CT severity score: an imaging tool for assessing severe COVID-19. *Radiology: Cardiothoracic Imaging* 2020;2:e200047
  30. Lanza E, Muglia R, Bolengo I, Santonocito OG, Lisi C, Angelotti G, et al. Quantitative chest CT analysis in COVID-19 to predict the need for oxygenation support and intubation. *Eur Radiol* 2020 [in press] doi: <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07013-2>
  31. Lyu P, Liu X, Zhang R, Shi L, Gao J. The performance of chest CT in evaluating the clinical severity of COVID-19 pneumonia: identifying critical cases based on CT characteristics. *Invest Radiol* 2020;55:412-421
  32. Lee SE, Kim YS. Clinical and radiological findings of coronavirus disease 2019 pneumonia: 51 adult patients from a single center in Daegu, South Korea. *J Korean Soc Radiol* 2020;81:591-603
  33. Liang W, Liang H, Ou L, Chen B, Chen A, Li C, et al. Development and validation of a clinical risk score to predict the occurrence of critical illness in hospitalized patients with COVID-19. *JAMA Intern Med* 2020;180:1081-1089
  34. Toussie D, Voutsinas N, Finkelstein M, Cedillo MA, Manna S, Maron SZ, et al. Clinical and chest radiography features determine patient outcomes in young and middle age adults with COVID-19. *Radiology* 2020 [in press] doi: <https://doi.org/10.1148/radiol.2020201754>
  35. Jin KN, Yoon SH, Park CH, Beck KS, Do KH, Yong HS. KSR/KSTR guidelines for the use of diagnostic imaging for COVID-19. *J Korean Soc Radiol* 2020;81:577-582
  36. American College of Radiology. ACR recommendations for the use of chest radiography and computed tomography (CT) for suspected COVID-19 infection. Available at: <https://www.acr.org/Advocacy-and-Economics/ACR-Position-Statements/Recommendations-for-Chest-Radiography-and-CT-for-Suspected-COVID19-Infection>. Published Mar 11, 2020. Accessed Jul 22, 2020
  37. Society of Thoracic Radiology. STR/ASER COVID-19 position statement. Available at: <https://thoracicrad.org/wp-content/uploads/2020/03/STR-ASER-Position-Statement-1.pdf>. Accessed Jul 22, 2020
  38. Hope MD, Raptis CA, Henry TS. Chest computed tomography for detection of coronavirus disease 2019 (COVID-19): don't rush the science. *Ann Intern Med* 2020;173:147-148
  39. Herpe G, Naudin M, Léderlin M, Enikeeva F, Boumendil O, Cassagnes L, et al. COVID-19 impact assessment on the French radiological centers: a nationwide survey. *Eur Radiol* 2020 [in press] doi: <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07035-w>
  40. Li L, Qin L, Xu Z, Yin Y, Wang X, Kong B, et al. Artificial intelligence distinguishes COVID-19 from community acquired pneumonia on chest CT. *Radiology* 2020 [in press] doi: <https://doi.org/10.1148/radiol.2020200905>
  41. Wang S, Zha Y, Li W, Wu Q, Li X, Niu M, et al. A fully automatic deep learning system for COVID-19 diagnostic and prognostic analysis. *Eur Respir J* 2020;56:2000775
  42. Mei X, Lee HC, Diao KY, Huang M, Lin B, Liu C, et al. Artificial intelligence-enabled rapid diagnosis of patients with COVID-19. *Nat Med* 2020;26:1224-1228
  43. Bai HX, Wang R, Xiong Z, Hsieh B, Chang K, Halsey K, et al. Artificial intelligence augmentation of radiologist performance in distinguishing COVID-19 from pneumonia of other origin at chest CT. *Radiology* 2020;296:E156-E165
  44. Ardakani AA, Kanafi AR, Acharya UR, Khadem N, Mohammadi A. Application of deep learning technique to manage COVID-19 in routine clinical practice using CT images: results of 10 convolutional neural networks. *Comput Biol Med* 2020;121:103795
  45. Song J, Wang H, Liu Y, Wu W, Dai G, Wu Z, et al. End-to-end automatic differentiation of the coronavirus dis-

- ease 2019 (COVID-19) from viral pneumonia based on chest CT. *Eur J Nucl Med Mol Imagin* 2020;1-9
46. Wu X, Hui H, Niu M, Li L, Wang L, He B, et al. Deep learning-based multi-view fusion model for screening 2019 novel coronavirus pneumonia: a multicentre study. *Eur J Radiol* 2020;128:109041
  47. Jaiswal A, Gianchandani N, Singh D, Kumar V, Kaur M. Classification of the COVID-19 infected patients using DenseNet201 based deep transfer learning. *J Biomol Struct Dyn* 2020;1-8
  48. Kang H, Xia L, Yan F, Wan Z, Shi F, Yuan H, et al. Diagnosis of coronavirus disease 2019 (COVID-19) with structured latent multi-view representation learning. *IEEE Trans Med Imaging* 2020;39:2606-2614
  49. Wang J, Bao Y, Wen Y, Lu H, Luo H, Xiang Y, et al. Prior-attention residual learning for more discriminative COVID-19 screening in CT images. *IEEE Trans Med Imaging* 2020;39:2572-2583
  50. Ouyang X, Huo J, Xia L, Shan F, Liu J, Mo Z, et al. Dual-sampling attention network for diagnosis of COVID-19 from community acquired pneumonia. *IEEE Trans Med Imaging* 2020;39:2595-2605
  51. Wang X, Deng X, Fu Q, Zhou Q, Feng J, Ma H, et al. A weakly-supervised framework for COVID-19 classification and lesion localization from chest CT. *IEEE Trans Med Imaging* 2020;39:2615-2625
  52. Han Z, Wei B, Hong Y, Li T, Cong J, Zhu X, et al. Accurate screening of COVID-19 using attention-based deep 3D multiple instance learning. *IEEE Trans Med Imaging* 2020;39:2584-2594
  53. Ko H, Chung H, Kang WS, Kim KW, Shin Y, Kang SJ, et al. COVID-19 pneumonia diagnosis using a simple 2D deep learning framework with a single chest CT image: model development and validation. *J Med Internet Res* 2020;22:e19569
  54. Ni Q, Sun ZY, Qi L, Chen W, Yang Y, Wang L, et al. A deep learning approach to characterize 2019 coronavirus disease (COVID-19) pneumonia in chest CT images. *Eur Radiol* 2020;1-11
  55. Hu S, Gao Y, Niu Z, Jiang Y, Li L, Xiao X, et al. Weakly supervised deep learning for covid-19 infection detection and classification from CT images. *IEEE Access* 2020;8:118869-118883
  56. Wang G, Liu X, Li C, Xu Z, Ruan J, Zhu H, et al. A noise-robust framework for automatic segmentation of COVID-19 pneumonia lesions from CT images. *IEEE Trans Med Imaging* 2020;39:2653-2663
  57. Zhou L, Li Z, Zhou J, Li H, Chen Y, Huang Y, et al. A rapid, accurate and machine-agnostic segmentation and quantification method for CT-based COVID-19 diagnosis. *IEEE Trans Med Imaging* 2020;39:2638-2652
  58. Das D, Santosh KC, Pal U. Truncated inception net: COVID-19 outbreak screening using chest X-rays. *Phys Eng Sci Med* 2020;43:915-925
  59. Waheed A, Goyal M, Gupta D, Khanna A, Al-Turjman F, Pinheiro PR. Covidgan: data augmentation using auxiliary classifier gan for improved covid-19 detection. *IEEE Access* 2020;8:91916-91923
  60. Oh Y, Park S, Ye JC. Deep learning COVID-19 features on CXR using limited training data sets. *IEEE Trans Med Imaging* 2020;39:2688-2700
  61. Altan A, Karasu S. Recognition of COVID-19 disease from X-ray images by hybrid model consisting of 2D curvelet transform, chaotic salp swarm algorithm and deep learning technique. *Chaos Solitons Fractals* 2020;140:110071
  62. Rahimzadeh M, Attar A. A modified deep convolutional neural network for detecting COVID-19 and pneumonia from chest X-ray images based on the concatenation of Xception and ResNet50V2. *Inform Med Unlocked* 2020;19:100360
  63. Panwar H, Gupta PK, Siddiqui MK, Morales-Menendez R, Singh V. Application of deep learning for fast detection of COVID-19 in X-rays using nCOVnet. *Chaos Solitons Fractals* 2020;138:109944
  64. Brunese L, Mercaldo F, Reginelli A, Santone A. Explainable deep learning for pulmonary disease and coronavirus COVID-19 detection from X-rays. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 2020;196:105608
  65. Yoo SJ, Qi X, Inui S, Park SJ, Kim H, Jeong YJ, et al. Automatic CT quantification of coronavirus disease 2019 pneumonia: an international collaborative development, validation, and clinical implication. *Research Square* 2020 [in press] doi: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-48290/v1>
  66. Bell DJ. COVID-19. Available at: <https://radiopaedia.org/articles/covid-19-3>. Accessed May 17, 2020
  67. Jun M, Cheng G, Yixin W, Xingle A, Jiantao G, Ziqi Y, et al. COVID-19 CT lung and infection segmentation dataset 2020. Available at: [https://zenodo.org/record/3757476#Xp\\_VDMgzBpt](https://zenodo.org/record/3757476#Xp_VDMgzBpt). Published Apr 20, 2020. Accessed May 17, 2020
  68. Inui S, Fujikawa A, Jitsu M, Kunishima N, Watanabe S, Suzuki Y, et al. Chest CT findings in cases from the cruise ship "Diamond Princess" with coronavirus disease 2019 (COVID-19). *Radiology: Cardiothoracic Imaging* 2020;2:e200110
  69. Covid Data Save Lives. HMhospitals; 2020. Available at: <https://www.hmhospitals.com/coronavirus/cov>

id-data-save-lives/english-version. Accessed May 17, 2020

70. U.S. Food and Drug Administration. *Enforcement policy for imaging systems during the coronavirus disease 2019 (COVID-19) public health emergency (docket number: FDA-2020-D-1138)*. Rockville, MD: U.S. Food and Drug Administration 2020
71. Jeong YJ, Kim YH, KICC-19 Working Group. Korean imaging cohort of COVID-19: potential role in education and research. *J Korean Soc Radiol* 2020;81:608-609

## 코로나바이러스감염증 2019에서 흉부X선사진 및 CT의 역할과 인공지능의 적용

유승진<sup>1</sup> · 구진모<sup>2</sup> · 윤순호<sup>2\*</sup>

코로나바이러스감염증-19 (coronavirus disease 2019; 이하 COVID-19)는 전 세계적 대유행 질환으로 인류 보건을 위협하고 있다. 흉부 CT 및 흉부X선사진은 COVID-19의 표준 진단검사인 역전사 중합효소 연쇄반응에 더하여 COVID-19 진단 및 중증도 평가에서 중요한 역할을 하고 있다. 본 종설에서는 흉부 CT 및 흉부X선사진의 COVID-19 폐렴에 대한 현재 역할에 대하여 살펴보고 인공지능을 적용한 대표적 초기 연구들과 저자들의 경험을 소개함으로써 향후 활용가치에 대해 살펴보고자 한다.

<sup>1</sup>한양대학교 의과대학 한양대학교병원 영상의학과,  
<sup>2</sup>서울대학교 의과대학 서울대학교병원 영상의학과