

PHÁT HIỆN VÀ KHOANH VÙNG BỆNH COVID DỰA TRÊN DẤU HIỆU TỔN THƯƠNG PHỔI BẰNG KỸ THUẬT HỌC SÂU

DETECTING AND SEGMENTING LUNG INJURY CAUSED BY COVID-19 WITH DEEP LEARNING TECHNIQUE

TRẦN THỊ KIM NGÂN^{1*}, PHAN ANH CANG¹,

PHAN THƯỢNG CANG²

¹ Trường Đại học SPKT Vĩnh Long

² Trường Đại học Cần Thơ

Email*: nganttk@vlute.edu.vn

Nhận bài (Received): 25/3/2022; Phản biện (Reviewed): 13/5/2022; Chấp nhận (Accepted): 27/7/2022

TÓM TẮT:

Thế giới đang phải trải qua một cuộc khủng hoảng sức khỏe toàn cầu được gọi là đại dịch Covid-19. Để kiểm tra xem bệnh nhân có nhiễm Covid-19 không thì phương pháp xét nghiệm Realtime RT-PCR được lựa chọn. Tuy nhiên phương pháp này phụ thuộc vào nhiều yếu tố như thời điểm lấy mẫu bệnh phẩm hoặc quy trình bảo quản, hệ thống máy móc chuyên dụng. Trong báo cáo này, chúng tôi đã đề xuất thuật toán học sâu dựa trên các mạng Resnet50, ResNet101 trên giúp phát hiện các trường hợp Covid-19 bằng cách sử dụng hình ảnh X-quang. Qua thử nghiệm cho kết quả với độ đo accuracy và mAP xấp xỉ 99%. Phương pháp này cho các bác sĩ có thêm cơ sở xác định bệnh nhân nhiễm Covid-19 và có hướng điều trị kịp thời.

Từ khóa: Covid -19, RT-PCR, Resnet50, Resnet101, X-quang phổi (CXR)

ABSTRACT:

The world is going through a global health crisis known as the Covid-19 pandemic. To check if the patient is infected with Covid-19, the Realtime RT-PCR test method is selected. However, this method depends on many factors such as the time of specimen collection, preservation process, or specialized machinery system. In this report, a deep learning algorithm based on the above Resnet50, ResNet101 networks has been proposed to help detect Covid-19 cases using X-ray images. Through testing, the results were obtained with accuracy and mAP of approximately 99%. This method gives doctors more bases to identify patients infected with Covid-19 and have timely treatment.

Keywords: Covid -19, RT-PCR, Resnet50, Resnet101, X-ray of the lungs (CXR)

1. MỞ ĐẦU

1.1. Giới thiệu bài toán

Từ tháng 12 năm 2019, một chủng vi rút corona mới (SARS-CoV-2) đã được xác định là căn nguyên gây dịch nhiễm trùng hô hấp cấp tính (COVID-19) tại thành phố Vũ

Hán (tỉnh Hồ Bắc, Trung Quốc), sau đó lan rộng ra toàn cầu. Phương pháp xét nghiệm Realtime RT-PCR (Xét nghiệm PCR) được chọn để phát hiện bệnh nhân nhiễm Covid-19. Tuy nhiên, quy trình này được tiến hành thủ công, khó và kéo dài thời gian

[1]. Bên cạnh đó, thiếu bộ dụng cụ cung cấp RT-PCR cho nhu cầu của nó trên thị trường và cản trở nỗ lực phòng chống dịch bệnh [2]. Nhiều phương pháp khác được sử dụng trong việc chẩn đoán Covid-19 như phân tích trong phòng thí nghiệm, lịch sử dịch tễ học, X quang ngực hoặc CXR,... Kiểm tra ban đầu bằng X-quang phổi (CXR) có thể nhanh chóng được thực hiện ở hầu hết các cơ sở y tế và cung cấp thông tin quan trọng trong việc phát hiện các trường hợp nghi ngờ Covid -19. Do hình ảnh của các bệnh nhân viêm phổi do vi-rút cũng tương tự với các bệnh nhân nhiễm Covid-19 nên đối với một bác sĩ X quang, không dễ dàng phân biệt Covid-19 với các bệnh viêm phổi do vi rút khác.

Việc xây dựng một hệ thống hỗ trợ việc chẩn đoán viêm phổi do Covid-19 nhằm tạo nhiều thuận lợi hơn cho các bác sĩ trong quá trình phân tích và chẩn đoán thông qua hình ảnh X-quang để có giải pháp điều trị kịp thời, tránh lây lan dịch bệnh là vô cùng cần thiết.

1.2. Những nghiên cứu liên quan

Trong bài báo “DeepCOVID-XR: An Artificial Intelligence Algorithm to Detect Covid-19 on Chest Radiographs Trained and Tested on a Large U.S. Clinical Data Set” [3] năm 2020 của các tác giả Ramsey M. Wehbe, Jiayue Sheng, Shinjan Dutta đã trình bày công trình nghiên cứu thuộc Đại học Northwestern (NU) đã phát triển một nền tảng trí tuệ nhân tạo (AI) mới, được gọi là DeepCOVID-XR, để phát hiện Covid-19 bằng cách phân tích hình ảnh tia X của phổi. DeepCOVID-XR là một tập hợp các mạng nơ-ron phức hợp được phát triển để phát hiện Covid-19 trên X-quang ngực với kết quả xét nghiệm phản ứng chuỗi polymerase phiên mã ngược làm tiêu chuẩn tham chiếu. Thuật toán đã được đào tạo và xác thực trên 14.788 hình ảnh (4253

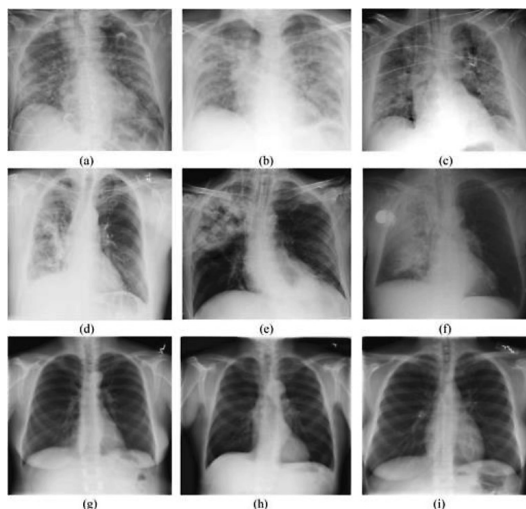
dương tính với Covid-19) từ các trang web trên Hệ thống Chăm sóc Sức khỏe Tây Bắc từ tháng 2 năm 2020 đến tháng 4 năm 2020 và sau đó được thử nghiệm trên 2214 hình ảnh (1192 dương tính với Covid-19) từ một tổ chức. DeepCOVID-XR đã phân loại 2214 hình ảnh xét nghiệm (1194 dương tính với bệnh coronavirus 2019) với độ chính xác 83%.

Bài báo “Application of deep learning technique to manage Covid -19 in routine clinical practice using CT images: Results of 10 convolutional neural networks” của nhóm tác giả Ali Abbasian Ardakani, Alireza Rajabzadeh Kanafi, U. Rajendra Acharya, Nazanin Khadem và Afshin Mohammadig đã đề xuất một phương pháp nhanh chóng chẩn đoán Covid-19 bằng cách sử dụng kỹ thuật dựa trên trí tuệ nhân tạo. Tập dữ liệu của nghiên cứu gồm 1020 lát cắt CT từ 108 bệnh nhân có Covid-19 đã được chứng minh trong phòng thí nghiệm (nhóm Covid-19) và 86 bệnh nhân mắc các bệnh viêm phổi do Virus và không điển hình khác (nhóm không phải Covid-19). Mười mạng nơ-ron phức hợp đã được sử dụng để phân biệt sự lây nhiễm của Covid-19 với các nhóm không phải Covid-19: AlexNet, VGG-16, VGG-19, SqueezeNet, GoogleNet, MobileNet-V2, ResNet-18, ResNet-50, ResNet-101 và Xception. Trong số tất cả các mạng, hiệu suất tốt nhất là ResNet-101 và Xception [4]. ResNet-101 có thể phân biệt Covid-19 với các trường hợp không phải Covid-19 với AUC là 0,994 (độ nhạy, 100%; độ đặc hiệu, 99,02%; độ chính xác, 99,51%). Xception đạt AUC là 0,994 (độ nhạy, 98,04%; độ đặc hiệu, 100%; độ chính xác, 99,02%). Tuy nhiên, hiệu suất của bác sĩ X-quang là vừa phải với AUC là 0,873 (độ nhạy, 89,21%; độ đặc hiệu, 83,33%; độ chính xác, 86,27%). ResNet-101 có thể

được coi là một mô hình có độ nhạy cao để mô tả và chẩn đoán nhiễm trùng Covid-19, và có thể được sử dụng như một công cụ hỗ trợ trong các khoa X-quang.

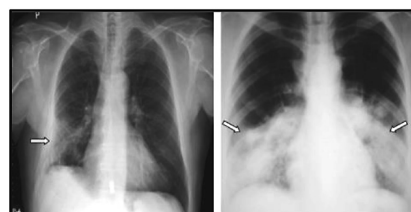
1.3. Đặc điểm tổn thương phổi do COVID-19 trên hình ảnh X-quang

Hình ảnh X-quang phổi có giá trị trong việc phát hiện, chẩn đoán bệnh, đánh giá mức độ nặng, đánh giá các biến chứng hô hấp, theo dõi đáp ứng điều trị và chẩn đoán phân biệt. Tuy nhiên, nếu chỉ dựa trên hình ảnh X-quang, rất khó để chẩn đoán phân biệt giữa viêm phổi do virus với một số căn nguyên khác, do vậy phải kết hợp với đặc điểm dịch tễ, biểu hiện lâm sàng để đưa ra chẩn đoán phù hợp. Các loại tổn thương phổi do Covid-19 có thể thấy trên hình ảnh X-quang là: Nốt mờ, đám mờ, kính mờ hình tròn đa ổ; Đông đặc nhu mô phổi vùng ngoại vi đa ổ (nếu không phân bố ở ngoại vi thì coi là chưa xác định được). Các dấu hiệu không điển hình, có thể do Covid-19 hoặc các nguyên nhân khác: Đông đặc khu trú thùy phổi; Tràn dịch màng phổi; Mờ tổ chức kẽ quanh rốn phổi; Dày thành phế quản, dày vách liên tiểu thùy; Xẹp phổi; Bệnh lý hạch lympho.



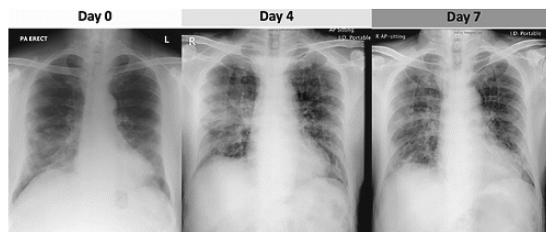
Hình 1. Hình ảnh X-quang ngực nhiễm Covid-19 (a – c), Chụp X-quang phổi nhiễm trùng viêm phổi (d – f), Hình ảnh X-quang ngực bình thường (g-i). [5]

Vào giai đoạn sớm, hình ảnh X-quang có thể bình thường. Tổn thương thường cả ở nhu mô phổi và tổ chức kẽ. Tổn thương thường lan tỏa, thùy dưới hai bên, ở vùng ngoại vi, ít có phá hủy. Khi khỏi có thể để lại xơ phổi.



(a) (b)

Hình 2. Hình ảnh tổn thương kính mờ phổi phải (hình a) và đông đặc thùy dưới hai phổi (hình b) trên X-quang phổi thẳng. [6]



Hình 3. Ảnh X quang phổi ở một bệnh nhân dương tính với covid 19 [7]

Hình 3 là ảnh X quang phổi ở một bệnh nhân nam lớn tuổi đến từ Vũ Hán, Trung Quốc. Đây là ba phim chụp X quang phổi được chọn trong số các phim chụp X quang phổi hàng ngày ở bệnh nhân này. Sự củng cố ở vùng phía dưới bên phải vào ngày 0 đã kéo dài sang ngày thứ 4 với những thay đổi củng cố mới ở vùng ngoại vi và vùng quanh. Sự thay đổi vùng giữa này đã được cải thiện trong lần chụp X quang ngày thứ 7

1.4. Vai trò của học sâu trong phát hiện và dự đoán

Như chúng ta đã biết, xét nghiệm RT-PCR là một trong những xét nghiệm tốn nhiều thời gian và là phương pháp tốn kém được sử dụng để phát hiện các nghi phạm Covid-19. Vì vậy, cần phải tìm kiếm

giải pháp tối ưu đó sự kết hợp giữa lớp học sâu và hình ảnh y tế chuyên nghiệp việc phát hiện nhanh chóng và chính xác vi rút Covid-19 trong quá trình phân tích hình ảnh X-quang phổi.

2. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

2.1. Mạng nơ-ron trích xuất đặc trưng

Để giải quyết bài toán “Phát hiện và khoanh vùng bệnh covid dựa trên dấu hiệu tổn thương phổi bằng kỹ thuật học sâu” chúng tôi đã sử dụng ResNet (Residual Neural Network) để rút trích đặc trưng sau đó. Bằng chiến thắng trong cuộc thi ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition (ILSVRC) năm 2015, ResNet [8] trở thành kiến trúc được sử dụng phổ biến nhất ở thời điểm hiện tại, với ít tham số nhưng hiệu quả bằng cách sử dụng kết nối tắt. Các kết nối tắt (skip connection) giúp giữ thông tin không bị mất bằng cách kết nối từ layer sớm trước đó tới layer phía sau và bỏ qua một vài layers trung gian. ResNet bao gồm bốn kiến trúc khác nhau, các kiến trúc này lần lượt là 34, 50, 101 và 152 layer. Trong đó, ResNet-50 và ResNet-101 được sử dụng rộng rãi với hiệu suất khá tốt, chính vì thế chúng tôi đã chọn đưa nó vào mô hình thực nghiệm của mình.

2.2. Mô hình mạng dùng trong huấn luyện mô hình và khoanh vùng đối tượng

1. FPN (Feature Pyramid Networks)

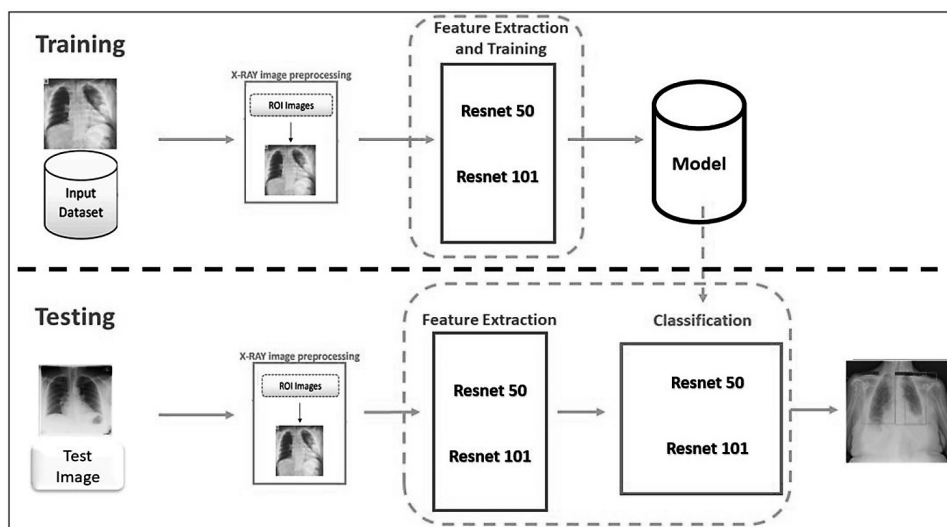
FPN (Feature Pyramid Networks) là bộ lọc feature áp dụng nguyên lý kim tự tháp feature trên trong khi đảm bảo cân bằng giữa độ chính xác và tốc độ xử lý. FPN được tạo ra để thay thế các bộ lọc feature được sử dụng như trong Faster R-CNN và tạo ra multi-scale feature maps với chất lượng thông tin tốt hơn bộ lọc feature thông thường.

2. RCNN

R-CNN (Region-based Convolutional Neural Networks) là thuật toán detect object, ý tưởng thuật toán này chia làm 2 bước chính. Đầu tiên, sử dụng selective search để đi tìm những bounding-box phù hợp nhất (ROI hay region of interest). Sau đó sử dụng CNN để extract feature từ những bounding-box đó.

2.3. Phương pháp đề xuất

Để giải quyết bài toán, chúng tôi đề xuất sử dụng mô hình tổng quát như **Hình 4**. Mô hình tổng quát gồm có hai pha: Pha huấn luyện và pha kiểm thử được mô tả cụ thể như hình sau:



Hình 4. Các giai đoạn trong quá trình xây dựng hệ thống.

2.3.1. Pha huấn luyện

a. Rút trích đặc trưng

Sau khi tiến hành tiền xử lý dữ liệu chúng tôi sẽ tiến hành rút trích đặc trưng. Chúng tôi đề xuất phương pháp rút trích đặc trưng với hai mô hình mạng là ResNet50 và ResNet101 như đã trình bày ở phần 2.4 trong bài báo này.

b. Huấn luyện

Bảng 1. Các kịch bản được đề xuất và các tham số huấn luyện

Kịch bản	Mạng huấn luyện	Mạng rút trích đặc trưng	Style	Num_steps	Learning rate
1	RCNN	ResNet-50	caffe	10	2.500e-04
2		ResNet-50	pytorch	10	2.500e-04
3		ResNet-101	caffe	10	2.500e-04
4		ResNet-101	pytorch	10	2.500e-04
5		ResNet-101 (32x4d) groups=32, base_width=4	pytorch	10	2.500e-04
6		ResNet-101 (64x4d) groups=64, base_width=4	pytorch	10	2.500e-04

b. Môi trường cài đặt và tập dữ liệu thực nghiệm

1. Môi trường cài đặt

Hệ thống được cài đặt bằng ngôn ngữ Python và chạy trên cùng một môi trường Kaggle, cấu hình RAM 13 GB và dùng GPU Nvidia K80. Thư viện hỗ trợ huấn luyện mô hình mạng sử dụng Keras.

2. Tập dữ liệu thử nghiệm

Tập dữ liệu mang tên **SIIM-FISABIO-RSNA COVID-19 Detection**. SIIM đã hợp tác với Quỹ Thúc đẩy Y tế và Nghiên cứu Y sinh của Vùng Valencia (FISABIO), Ngân hàng Dữ liệu Hình ảnh Y tế của Vùng Valencia (BIMCV) và Hiệp hội X quang Bắc Mỹ (RSNA) tạo nên tập dữ liệu này. Tập dữ liệu về bao gồm 6.334 bản quét ngực ở định dạng DICOM, đã được loại bỏ nhận dạng để bảo vệ quyền riêng tư của bệnh nhân. Tất cả các hình ảnh đều được

Ở giai đoạn này, tập dữ liệu sau khi rút trích đặc trưng sẽ được huấn luyện trên hai mô hình mạng FPN và RCNN.

2.3.2. Kết quả thực nghiệm

a. Các kịch bản áp dụng

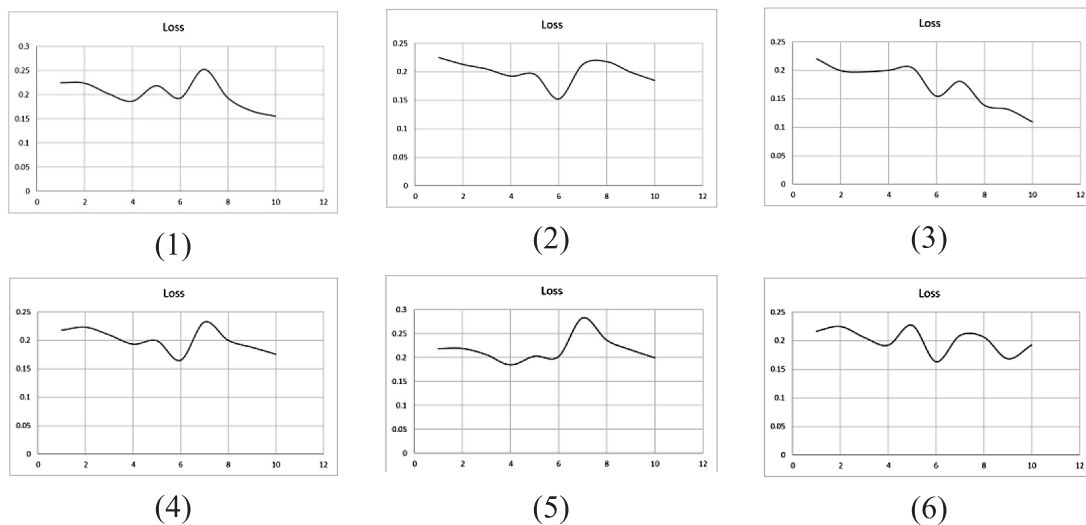
Để tiến hành thực nghiệm cho mô hình đề xuất, chúng tôi thực hiện hai kịch bản với các tham số huấn luyện như sau:

dẫn nhãn bởi một hội đồng gồm các bác sĩ X quang có kinh nghiệm về sự hiện diện của độ mờ cũng như hình dáng tổng thể.

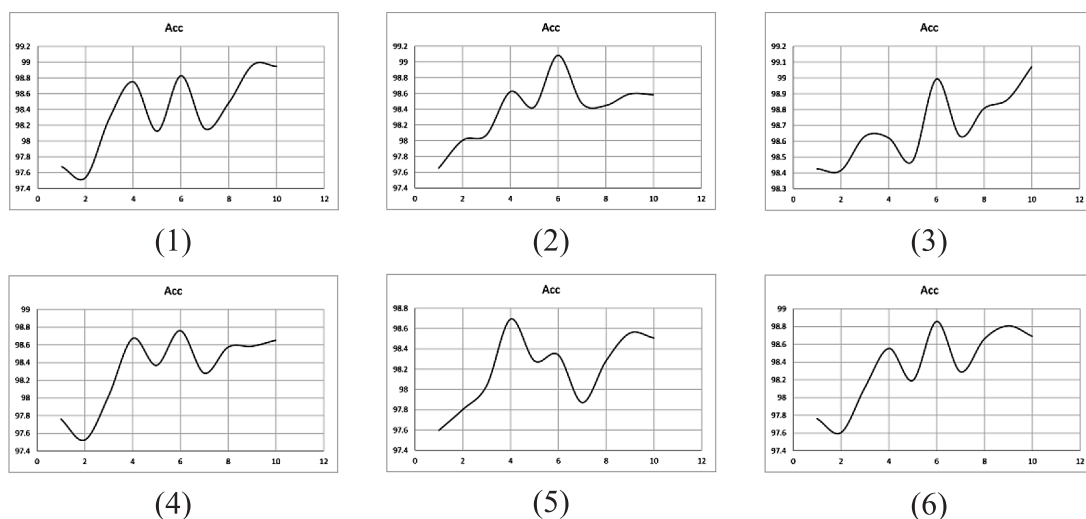
c. Các kết quả thu được

1. Độ đo Loss và Accuracy

Trong quá trình huấn luyện tôi chọn giá trị 512x512px cho kích thước ảnh đầu vào và giá trị Learning rate ở mức 2.500e-04 trong suốt quá hình huấn luyện. Hình 5 thể hiện giá trị Loss của các kịch bản, qua kết quả cho thấy các kịch bản cho mức loss khá tương đồng ở mức 0.2 đặt biệt ở kịch bản 3 cho kết quả mức loss tốt nhất trong các kịch bản còn lại với mức 0.15. Hình 6 thể hiện độ chính xác khi sử dụng kịch bản 3 hơn 99%. Qua các giá trị này thì kịch bản sử dụng mô hình ở kịch bản 3 có giá trị Loss thấp hơn và độ chính xác cao nhất có thể kết luận với tập dữ liệu y khoa được sử dụng để thực nghiệm trong nghiên cứu này có hiệu quả hơn khi thực hiện với mô hình ResNet101.



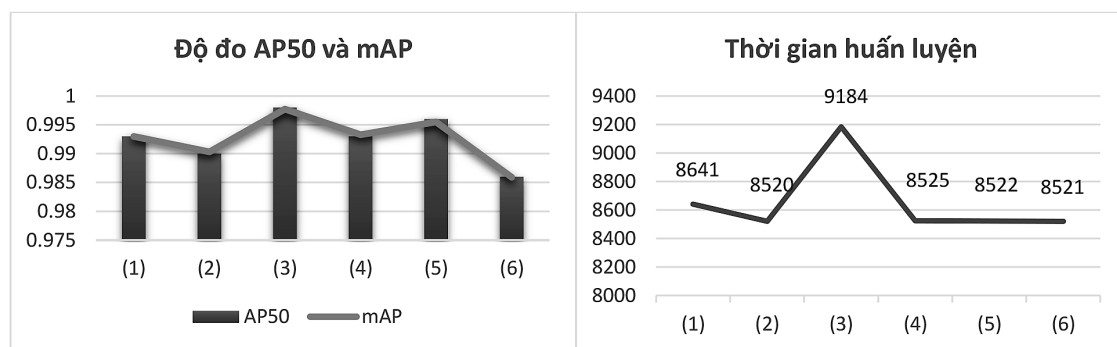
Hình 5. Biểu đồ về độ đo Loss khi huấn luyện



Hình 6. Biểu đồ về độ đo Accuracy khi huấn luyện

2. Độ đo AP50, mAP

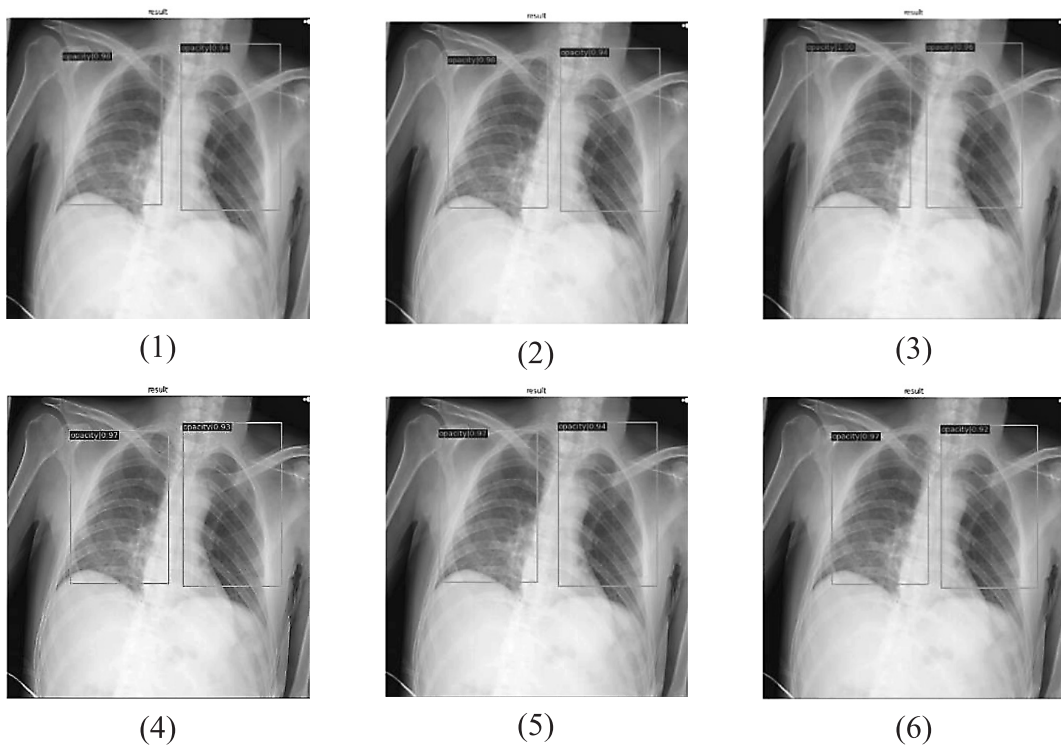
Để đánh giá mô hình chúng tôi dựa vào các độ đo AP50, mAP từng mô hình. Với sáu kịch bản huấn luyện như đã trình bày thu được kết quả đánh giá như sau:



Hình 7. Độ đo AP50 và mAP trên từng kịch bản

Tương tự như kết quả Hình 5 và Hình 6 ở hình 7 chúng ta có thể thấy ở cả độ đo AP50 và mAP đều vượt trội hơn so

với các kịch bản khác tuy nhiên thời gian huấn luyện có phần lâu hơn các kịch bản còn lại.



Hình 8. Ảnh kết quả của từng kịch bản

3. KẾT LUẬN

Mục tiêu chính của bài báo này là nghiên cứu và thảo luận về các kỹ thuật Học sâu khác nhau được áp dụng cho y tế hình ảnh để chẩn đoán Covid-19. Giai đoạn đào tạo cho phép chúng ta điều chỉnh các thông số của mô hình để thiết lập mức độ chính xác cao hơn so với trước đây hoạt động, vì độ chính xác của các mô hình CNN nâng cao luôn trên 98% .

Một trong những phát hiện quan trọng trong bài báo này là với cơ sở dữ liệu công khai, các mô hình tổng hợp có thể tăng hiệu suất chẩn đoán và dự đoán. Khác là các mô hình của chúng tôi có thể hỗ trợ hiệu quả các nhà virus học chẩn đoán Covid-19 và giúp các bác sĩ X quang trong cuộc đấu tranh chống lại sự bùng phát của Covid-19, đến chẩn đoán bệnh nhân nguy kịch trong vài phút, điều này có thể rất quan trọng trong việc điều trị của họ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Wang, W., Xu, Y., Gao, R., Lu, R., Han, K., Wu, G., & Tan, W.. Detection of SARS-CoV-2 in Different Types of Clinical Specimens. JAMA, 323(18), 1843–1844. Advance online publication. <https://doi.org/10.1001/jama.2020.3786>, 2020
- [2]. S. V. Militante, and B. G. Sibbaluca, “Pneumonia Detection Using Convolutional Neural Networks”, International Journal of Scientific & Technology Research, Volume 9, Issue 04, pp. 1332-1337, April 2020

- [3]. J. S. S. D. Ramsey M. Wehbe, DeepCOVID-XR: An Artificial Intelligence Algorithm to Detect COVID-19 on Chest Radiographs Trained and Tested on a Large U.S. Clinical Data Set, 2020.
- [4]. A. R. K. U. R. A. N. K. a. A. M. Ali Abbasian Ardakani, Application of deep learning technique to manage COVID-19 in routine clinical practice using CT images: Results of 10 convolutional neural networks, 2020.
- [5]. Tej Bahadur Chandra and Kesari Verma, Coronavirus Disease (COVID-19) Detection in Chest X-Ray Images using Majority Voting Based Classifier Ensemble, 2020
- [6]. Bệnh viện quân đội 108, Đặc điểm tổn thương phổi do COVID-19 trên hình ảnh X-quang và cắt lớp vi tính. <https://benhvien108.vn/dac-diem-ton-thuong-phoi-do-Covid-19-tren-hinh-anh-x-quang-va-cat-lop-vi-tinh.htm>
- [7]. Ming-Yen Ng, Elaine Y. P. Lee, “Imaging Profile of the COVID-19 Infection: Radiologic Findings and Literature Review”, 2020
- [8]. Yoo, S.H.; Geng, H.; Chiu, T.L.; Yu, S.K.; Cho, D.C.; Heo, J.; Choi, M.S.; Choi, I.H.; Van, C.C.; Nhung, N.V. Deep Learning-Based Decision-Tree Classifier for COVID-19 Diagnosis From Chest X-ray Imaging. *Front. Med.* 2020, 7, 427.