

ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO VÀ HỌC MÁY ĐỂ XÁC ĐỊNH BỆNH NHÂN MẮC COVID-19 THÔNG QUA ẢNH X-QUANG HOẶC CT LÒNG NGỰC

BUI NGOC HÀ¹, TRẦN THÙY DƯƠNG¹, ĐINH VIỆT SANG¹, TRẦN KIM TUẤN¹,
TRẦN NGỌC TOÀN², HỒ QUANG TUẤN²

¹*Đại học Bách khoa Hà Nội*

²*Viện Năng lượng Nguyên tử Việt Nam*

Email: ha.buingoc@hust.edu.vn

Tóm tắt: Để có thể không chế được sự lây lan của bệnh COVID-19 việc chẩn đoán và sàng lọc bệnh nhân một cách chính xác là vô cùng quan trọng. Bên cạnh, việc sử dụng phương pháp xét nghiệm NAAT từ dịch tiết của đường hoặc real-time RT-PCR từ huyết thanh người bệnh, phương pháp chẩn đoán thông qua ảnh X quang hoặc CT phổi cũng là một phương pháp khá hữu hiệu. Đặc biệt, việc sử dụng trí tuệ nhân tạo sẽ giúp chúng ta có thể tiết kiệm nguồn lực rất lớn. Trong báo cáo này, chúng tôi đã sử dụng trên 1500 ảnh CT/X-quang ngực để huấn luyện máy tính với 6 mô hình học máy khác nhau. Độ chính xác của phương pháp sàng lọc xác định bệnh nhân mắc COVID-19 thông qua các ảnh X-Quang từ khoảng 71-91%, các kết quả thông qua các ảnh CT có độ chính xác cao hơn từ khoảng 91-100%. Các kết quả cũng đã được thử nghiệm trên một số ca bệnh thực tế tại Việt Nam và cho kết quả tương tự.

Từ khóa: COVID-19, trí tuệ nhân tạo, học máy, ảnh X-quang phổi, ảnh CT phổi

1. MỞ ĐẦU

Các chuyên gia đánh giá nguyên nhân lây lan nhanh số ca mắc COVID-19 và dẫn đến tử vong nhiều ở một số quốc gia là do không không chế được ngay từ đầu, tới khi có nhiều người mắc bệnh thì hệ thống y tế bị quá tải [1-9]. Do đó, chẩn đoán và sàng lọc bệnh nhân một cách chính xác là vô cùng quan trọng. Sàng lọc trên diện rộng đã góp phần quan trọng để hạn chế bệnh dịch lây lan tại Hàn Quốc, Đức.. Theo khuyến cáo của chính phủ Trung Quốc, chẩn đoán COVID-19 chỉ được xác định khi xét nghiệm NAAT từ dịch tiết của đường hoặc real-time RT-PCR từ huyết thanh người bệnh có kết quả dương tính. Tuy nhiên phương pháp chẩn đoán này có nhiều hạn chế như: Khi nồng độ virus quá thấp thì tỷ lệ phát hiện thấp, dẫn đến kết quả âm tính giả; Chỉ chẩn đoán được kết quả dương tính, không đánh giá được mức độ nghiêm trọng của bệnh; trong khi chụp X-quang hoặc cắt lớp vi tính ngực có thể đánh giá được mức độ tổn của phổi từ đó đánh giá được mức độ nghiêm trọng và theo dõi tiến triển của bệnh. Khi số ca nghi nhiễm tăng lên đáng kể, việc xét nghiệm cho tất cả các đối tượng nghi lây nhiễm là một thách thức với mọi quốc gia do sự thiếu hụt các kit xét nghiệm và các phòng thí nghiệm đủ tiêu chuẩn. Thời gian có kết quả xét nghiệm COVID 19 nhanh nhất cũng phải từ 4-6 tiếng kể từ lúc lấy mẫu [1]

Ngày nay, trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy trong đó cụ thể hơn là Deep learning - Học sâu đã được sử dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực, đặc biệt là kỹ thuật xử lý ảnh trong y tế do chúng có khả năng học hỏi và xử lý lượng lớn dữ liệu một cách nhanh chóng và chính xác. Nhiều nhóm tác giả trên thế giới [2, 4-10] đã ứng dụng Deep learning vào việc phân tích hình ảnh CT của người bị nghi nhiễm COVID-19. Các mạng thần kinh tích chập (CNN- Convolutional Neural Network) nổi tiếng đã được sử dụng để phân biệt nhóm nhiễm COVID-19 với các nhóm không

nhằm COVID-19 như 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 đã đạt được bởi ResNet-101 và Xception với độ chính xác có thể lên tới trên 99%. Tuy nhiên, theo nghiên cứu [8], độ chính xác của bác sĩ chẩn đoán hình ảnh chỉ ở mức 86,3%. ResNet-101 có thể được coi là một mô hình có độ nhạy cao để mô tả và chẩn đoán nhiễm virus COVID-19, và có thể được sử dụng như một công cụ hỗ trợ trong các khoa X quang [4-10]. Các kết quả nghiên cứu về vấn đề này của một số quốc gia trên thế giới đã cho thấy vai trò của hình ảnh ngực ở những bệnh nhân nghi ngờ hoặc được xác nhận COVID-19. Điều này thúc đẩy Tổ chức Y tế thế giới (WHO) phát triển một hướng dẫn toàn cầu về việc sử dụng hình ảnh ngực trong việc ứng phó với đại dịch COVID-19. Ngày 11/06/2020, WHO đã chính thức phát hành khuyến cáo về việc sử dụng chẩn đoán hình ảnh trong chẩn đoán và quản lý bệnh nhân COVID-19.

Ở Việt Nam hiện nay, số ca cần cách ly, nghi nhiễm và nhiễm COVID-19 ngày càng gia tăng. Để tăng cường sự chính xác của việc sàng lọc bệnh nhân nhiễm COVID-19, dự phòng cho tình huống xấu khi bệnh dịch lây lan đến cỡ hàng nghìn người trên toàn quốc, giảm thời gian xét nghiệm/tăng cường năng lực xét nghiệm của nhiều cơ sở y tế trong nước và hỗ trợ việc điều trị bệnh nhân một cách hiệu quả hơn; chúng tôi đã thực hiện nghiên cứu “ứng dụng trí tuệ nhân tạo và học máy để xác định bệnh nhân mắc COVID-19 thông qua ảnh X-quang hoặc CT lồng ngực” như WHO đã khuyến cáo. Đây là một tiếp cận mới trong việc phân tích hình ảnh X-quang bằng học máy, là tiền đề cho việc ứng dụng AI trong xử lý ảnh điện quang trong y tế cũng như trong công nghiệp.

2. NỘI DUNG

2.1. Đối tượng và Phương pháp

2.1.1. Chuẩn bị dữ liệu

Ảnh CT ngực là một kỹ thuật hình ảnh truyền qua, không xâm lấn với độ chính xác cao và nhanh chóng. Ảnh CT ngực rất hữu ích cho các bác sĩ chẩn đoán hình ảnh trong việc phát hiện và chẩn đoán sớm tình trạng khẩn cấp của bệnh nhân viêm phổi do COVID-19. X quang cổ điển có thể phát hiện được bệnh nhưng không nhạy bằng CT scan. Hình ảnh CT ở bệnh nhân viêm phổi do COVID-19 điển hình chủ yếu bắt đầu ở vùng nhỏ dưới màng phổi một bên hay hai bên thùy dưới phổi, tiến triển dần, nếu hồi phục sẽ còn lại hình ảnh kính mờ và dải nhu mô dưới màng phổi [1-3]. Bốn giai đoạn liên quan đến phổi được xác định trên hình ảnh CT như sau:

- Giai đoạn bắt đầu (từ 0-4 ngày sau khi xuất hiện triệu chứng): xuất hiện hình ảnh kính mờ ngoại vi thùy dưới một hoặc hai bên phổi.
- Giai đoạn phát triển (từ 5-8 ngày sau khi xuất hiện triệu chứng): các tổn thương lan rộng đa thùy hai bên phổi với hình ảnh mờ và lát đá.
- Giai đoạn đỉnh điểm (từ 9-13 ngày sau khi xuất hiện triệu chứng): các tổn thương lan rộng với hình ảnh kính mờ, lát đá, đông đặc và dải nhu mô.
- Giai đoạn hấp thu (trên 14 ngày sau khi xuất hiện triệu chứng): Tình trạng bệnh được kiểm soát và không còn hình ảnh lát đá nữa, hình ảnh kính mờ lan rộng được giải thích do sự hồi phục.

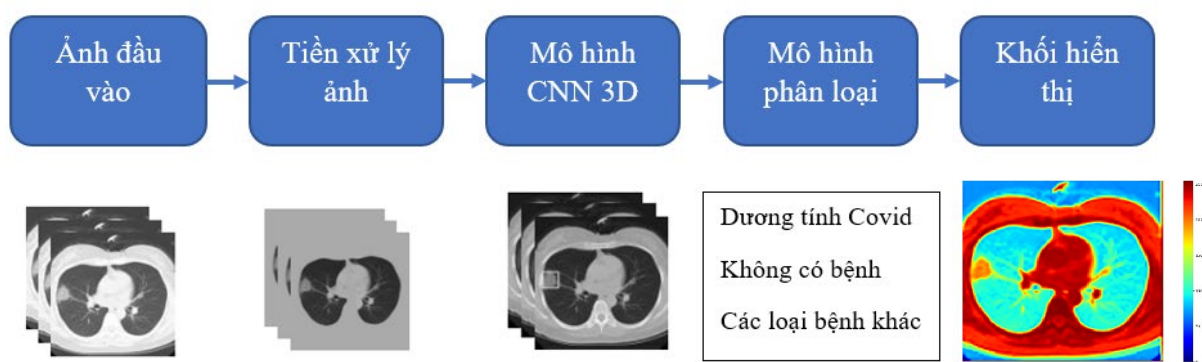
Những dấu hiệu đã nêu ở trên trong ảnh CT hoặc X-quang ngực chính là những căn cứ để giúp các bác sỹ chẩn đoán hình ảnh có thể nhận diện được các bệnh nhân mắc COVID-19 hay không. Đây cũng chính là các dấu hiệu để huấn luyện máy tính xác định bệnh nhân COVID-19 thông qua dữ liệu ảnh CT hoặc X-quang.

Sự lan rộng của dịch bệnh làm gia tăng số lượng các bệnh nhân mắc COVID-19 trên toàn thế giới lên đến hơn 18 triệu người (thống kê đến ngày 04/8/2020). Trong quá trình điều trị, chụp ảnh X-quang hoặc CT ngực được chỉ định đi kèm ở tùy từng giai đoạn tiến triển của bệnh. Với số lượng lớn bệnh nhân như vậy, các dữ liệu ảnh X-quang hoặc CT thu được là vô cùng lớn. Đây là một thuận lợi để huấn luyện máy, tăng độ chính xác của phương pháp này. Tuy nhiên, để tiếp cận với các nguồn dữ liệu này là điều không dễ dàng khi các bệnh nhân không muốn bị tiết lộ danh tính cũng như sự khó khăn trong các chính sách quản lý của từng quốc gia.

Để thuận tiện cho điều kiện tại Việt Nam, chúng tôi sử dụng cả hình ảnh X quang và CT để huấn luyện cho mô hình học máy. Bộ dữ liệu bao gồm 500 ảnh chụp X quang và CT phổi của các bệnh nhân dương tính với Covid cả trong nước và trên thế giới được lấy từ các bài báo nghiên cứu có uy tín [1-10], 500 ảnh chụp phổi của các loại bệnh khác và 500 ảnh của người khỏe mạnh bình thường được chọn từ bộ dữ liệu của Cơ quan Chăm sóc Sức khỏe và Con người Mỹ (NIH). Bộ dữ liệu được chia thành hai phần, trong đó 80% số ảnh được dùng để huấn luyện cho mô hình học máy, 20% số ảnh còn lại được sử dụng để kiểm tra lại tính chính xác của mô hình.

2.1.2. Mô hình huấn luyện

Trong bài báo cáo nhóm tác giả muốn xây dựng một chương trình có khả năng xử lý sơ bộ và phân loại bệnh nhân nghi nhiễm covid, sơ đồ khối của chương trình được trình bày trong hình.



Hình 1. Sơ đồ khối mô hình chẩn đoán Covid từ ảnh X quang/CT phổi

Dữ liệu đầu vào của mô hình huấn luyện là bộ ảnh X quang phổi hoặc ảnh CT phổi, các ảnh này có thể được lấy trực tiếp từ các thiết bị xạ hình chẩn đoán với kích thước ảnh 512x512 ảnh cũng có thể được sử dụng với các kích thước khác để phù hợp với điều kiện dữ liệu khác nhau.

Khối tiền xử lý ảnh có nhiệm vụ đồng nhất độ phân giải ảnh với kích thước 224x224 để đảm bảo tốc độ huấn luyện trên máy tính, ngoài ra khối tiền xử lý còn có chức năng hiệu chỉnh mức xám của các ảnh trong tập dữ liệu trước khi đưa vào mô hình huấn luyện.

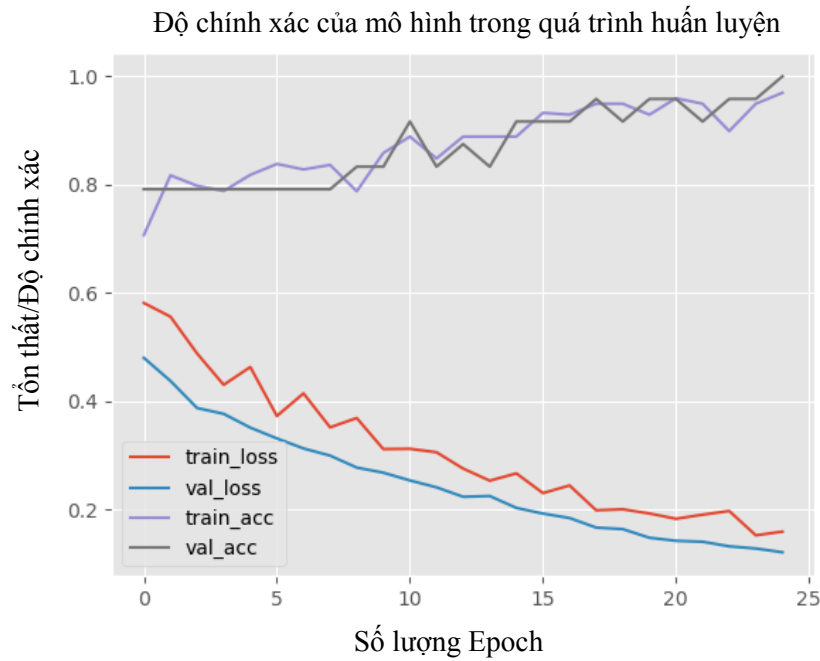
Trong bài báo cáo này nhóm nghiên cứu sử dụng kỹ thuật học truyền tiếp (transfer learning), sử dụng các mô hình 2D CNN đã được tiền huấn luyện sẵn trước đó bằng bộ số liệu Imagnet, điều này sẽ giảm bớt được số lượng mẫu cần đưa vào mô hình để huấn luyện mà vẫn đảm bảo được độ chính xác theo mong muốn.

Khối phân loại có mục đích phân loại các trường hợp: dương tính với covid, không nhiễm bệnh và nhiễm các loại bệnh khác, mục đích của việc chia ra thành 3 trường hợp này là do nhóm nghiên cứu mong muốn có thể bao phủ hết các trường hợp tổn thương của phổi gây ra bởi các loại bệnh khác nhau từ đó có thể nhận diện chính xác hơn các ca bệnh nhiễm COVID-19. Khối phân loại sử dụng mô hình mạng nơron kết nối đầy đủ (FNN) được nhóm tác giả tự xây dựng với đầu vào xử lý đặc trưng của ảnh từ mô hình 2D CNN. Tầng đầu vào của khối phân loại có số lượng đầu vào bằng với số lượng đầu ra của mô hình 2D CNN được lựa chọn, khối này có 2 tầng ẩn với mỗi 100 nơron mỗi tầng, tầng ra có số lượng là 3 giá trị tương ứng với 3 kết quả chẩn đoán kể trên.

Để giúp bác sĩ/nhân viên y tế quan sát trực quan hơn kết quả chẩn đoán, nhóm nghiên cứu tiếp tục xử lý ảnh thêm một lần nữa các ảnh đã được phân loại dưới dạng bản đồ nhiệt. Mục đích của quá trình này là nổi bật lên được vùng tổn thương do virus SARS-COV-2 gây ra trên phổi của người bệnh, hỗ trợ đánh giá mức độ tổn thương một cách nhanh chóng hơn.

2.2. Kết quả

Thuật toán tối ưu quá trình huấn luyện được sử dụng trong bài nghiên cứu này là thuật toán suy giảm độ dốc (gradient descent) do đó một thông số quan trọng của quá trình huấn luyện chính là số lượng mẫu được đưa 1 lần vào huấn luyện trước khi cập nhật được gọi là Epoch, việc đưa toàn bộ dữ liệu vào mạng để huấn luyện một lần là không đủ mà ta cần phải đưa dữ liệu vào mạng nhiều lần để cập nhật dần trọng số của mạng, do đó trước tiên ta cần khảo sát số lượng epoch là bao nhiêu để mô hình đạt được độ chính xác tốt nhất. Để thực hiện điều này, bộ số dữ liệu dùng để huấn luyện được chia thành các epoch khác nhau với mỗi epoch chứa 165 bước với số lượng mẫu của mỗi bước là 16, kết quả độ chính xác của mỗi quá trình huấn luyện khi thay đổi số lượng epoch được thể hiện như trên hình 2.



Hình 2. Độ chính xác của quá trình huấn luyện khi thay đổi Epoch

Từ hình 2, chúng ta có thể thấy với số lượng Epoch càng lớn giá trị tồn thất của quá trình huấn luyện (val_loss, train_loss) càng thấp và độ chính xác (train_acc, val_acc) càng cao, với 25 Epoch độ chính xác của quá trình huấn luyện đã đạt tới gần 100%. Từ khảo sát trên, nhóm tác giả quyết định lựa chọn sử dụng 25 Epoch để huấn luyện cho các mô hình học máy.

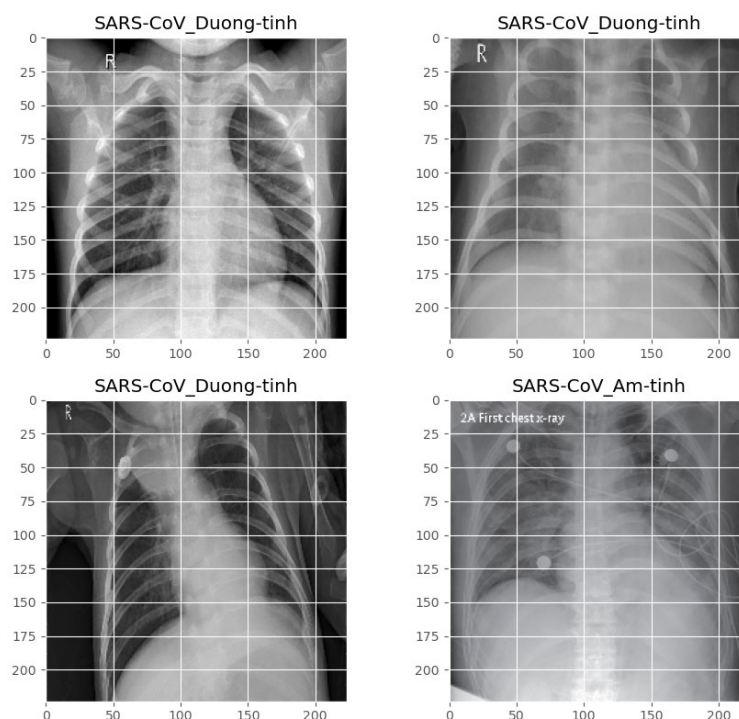
Như đã nói ở trên, báo cáo này được thực hiện trên kỹ thuật học truyền tiếp, mô hình CNN trích chọn đặc trưng của ảnh được sử dụng trong báo cáo này là các mô hình đã được tối ưu và từng giành thắng giải trong cuộc thi ILSVRC được tổ chức hàng năm. Các mô hình được lựa chọn để khảo sát là: VGG16, VGG19, ResNet50, ResNet101, Xception, DenseNet, kết quả độ chính xác của chương trình phân loại Covid sử dụng 6 mô hình 2D CNN được trình bày trong bảng 1.

Bảng 1: Độ chính xác của các mô hình CNN với ảnh COVID-19

STT	Tên mô hình	Chẩn đoán	Độ chính xác	F1 score
1	VGG16-Covid	Dương tính COVID-19	92%	95%
		Không có bệnh	100%	93%
		Các loại bệnh khác	92%	93%
2	VGG19-Covid	Dương tính COVID-19	90%	93%
		Không có bệnh	100%	100%
		Các loại bệnh khác	97%	93%
3	ResNet50-Covid	Dương tính COVID-19	91%	90%

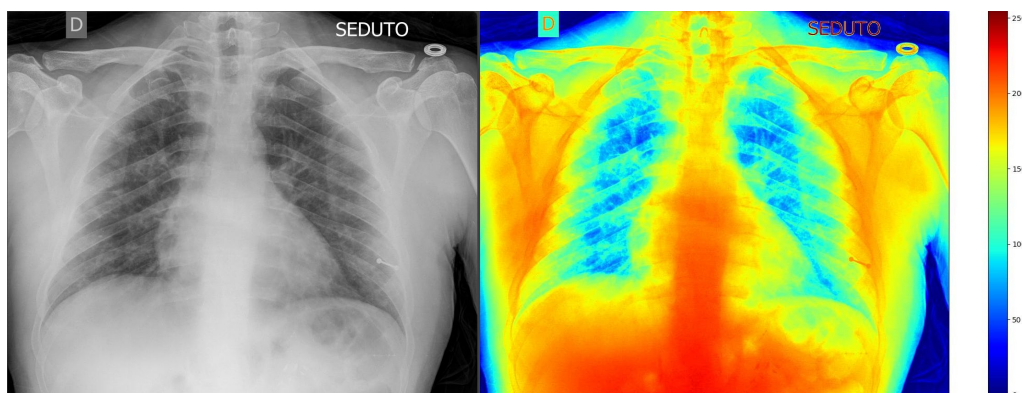
		Không có bệnh	95%	98%
		Các loại bệnh khác	94%	93%
4	ReesNet101-Covid	Dương tính COVID-19	94%	93%
		Không có bệnh	100%	100%
		Các loại bệnh khác	92%	93%
5	Xception-Covid	Dương tính COVID-19	94%	91%
		Không có bệnh	95%	98%
		Các loại bệnh khác	91%	91%
6	DenseNet-Covid	Dương tính COVID-19	94%	91%
		Không có bệnh	98%	99%
		Các loại bệnh khác	92%	93%

Kết thúc quá trình huấn luyện, ta thu được mô hình hoàn chỉnh, mô hình có khả năng đọc hình ảnh X quang hoặc CT phổi từ đó kết luận được đối tượng không có bệnh, nhiễm COVID-19 hoặc nhiễm các loại bệnh khác. Thời gian thực hiện chẩn đoán cho 1 ảnh đơn lẻ trên máy tính cá nhân tốn cỡ 0.7s (tương đương 20s cho toàn bộ lát cắt CT chụp ngực).



Hình 3. Kết quả chẩn đoán hình ảnh X quang phổi của bệnh nhân bằng mô hình đã huấn luyện

Hình ảnh sau khi được phân loại sẽ được xử lý dưới dạng bản đồ nhiệt, có tác dụng làm nổi bật lên vùng tổn thương, hỗ trợ bác sĩ trong quá trình chẩn đoán.



Hình 4. Hình ảnh X quang phổi của ca nhiễm COVID-19 đã được làm nổi rõ phần tổn thương

2.3. Bàn luận

Từ kết quả tại bảng 1 ta thấy, các mô hình có độ chính xác rất cao cho việc nhận diện COVID-19 từ ảnh X quang/ CT phổi, độ chính xác của các mô hình từ 90 đến 94% đối với chẩn đoán dương tính với COVID-19. Đối với các ca không có bệnh, độ chính xác của các mô hình từ 95-100%. Trong nghiên cứu này, mô hình huấn luyện ResNet-101 cho thấy kết quả tốt nhất và vượt trội so với các mô hình khác. Mô hình VGG được coi là một kiến trúc mạng tuần tự truyền thống và có nhược điểm đào tạo chậm và kích thước mô hình lớn [8-10]. Mô hình ResNet-101 hay Xception và DenseNet được đặc trưng bởi các kiến trúc trong mạng với các lớp sâu hơn nhiều so với các mô hình VGG, cho phép giảm kích thước mô hình và cho độ chính xác cao hơn [5-10]. Kết quả này có thể thấy rằng việc học huấn luyện sử dụng các dữ liệu từ ảnh X-quang hoặc CT hai chiều có thể được áp dụng mạnh mẽ cho các mô hình học sâu và cung cấp độ chính xác cao, có thể là một phương pháp thay thế cho phương pháp kiểm tra nhanh qua đường máu để xác định các bệnh nhân mắc COVID-19 hiện nay. Các kết quả này rất phù hợp với các công bố của các nhóm tác giả trên thế giới. Tuy nhiên, kết quả nghiên cứu có thể tốt hơn nếu chúng tôi được tiếp cận và sử dụng các dữ liệu ghi nhận được trong nước.

Bản đồ nhiệt (Hình 4) được sử dụng thêm trong chương trình để có thể tăng khả năng diễn giải cho các mô hình, hỗ trợ bác sỹ có thể quan sát các khu vực nghi ngờ liên quan tới viêm phổi do COVID-19, viêm phổi khác và không viêm phổi. Đặc biệt, trong trường hợp sử dụng các hình ảnh X-quang, bản đồ nhiệt làm rõ giúp bác sỹ phân biệt rõ hơn các vùng nghi ngờ, như được hiển thị trong hình 4.

3. KẾT LUẬN

Thông qua nghiên cứu ngày, nhóm nghiên cứu đã xây dựng thành công chương trình hỗ trợ chẩn đoán Covid19 thông qua ảnh chụp X quang/CT phổi. Độ chính xác của mô hình lên tới 94% và còn có thể tăng hơn nếu có bộ dữ liệu đủ hơn, thời gian chẩn đoán chỉ mất 0.7s khi sử dụng trên máy tính để bàn thông thường. Độ chính xác cao và thời gian chẩn đoán nhanh chóng giúp cho chương trình có thể trở thành công cụ hữu hiệu để phân loại nhanh các trường hợp nghi nhiễm Covid19, trước khi chỉ định sử dụng kit test PCR hoặc các công cụ sinh hóa khác.

Kết quả nghiên cứu là thành công bước đầu của việc ứng dụng học máy trong y vật lý nói riêng và kỹ thuật hạt nhân nói chung tại trường Đại học Bách khoa Hà Nội, ngoài ý nghĩa về khả năng ứng dụng nghiên cứu đã giúp bước đầu hình thành được đội ngũ có khả năng ứng dụng trí tuệ nhân tạo vào các công việc của ngành kỹ thuật hạt nhân.

LỜI CẢM ƠN

Bài báo này được hỗ trợ nghiên cứu từ đề tài phân cấp T2020-PC-056 của trường Đại học Bách khoa Hà Nội.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Ai, Tao, et al. "Correlation of chest CT and RT-PCR testing in coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: a report of 1014 cases." *Radiology* (2020): 200642.
2. Wang, Yuhui, et al. "Temporal changes of CT findings in 90 patients with COVID-19 pneumonia: a longitudinal study." *Radiology* (2020): 200843.
3. Shi, Heshui, Xiaoyu Han, and Chuansheng Zheng. "Evolution of CT manifestations in a patient recovered from 2019 novel coronavirus (2019-nCoV) pneumonia in Wuhan, China." *Radiology* (2020): 200269.
5. Duan, Ya-ni, and Jie Qin. "Pre-and posttreatment chest CT findings: 2019 novel coronavirus (2019-nCoV) pneumonia." *Radiology* 295.1 (2020): 21-21.
6. Wang, Yuhui, et al. "Temporal changes of CT findings in 90 patients with COVID-19 pneumonia: a longitudinal study." *Radiology* (2020): 200843.
7. Fang, Yicheng, et al. "Sensitivity of chest CT for COVID-19: comparison to RT-PCR." *Radiology* (2020): 200432.
8. Ko, Hoon et al. "COVID-19 Pneumonia Diagnosis Using a Simple 2D Deep Learning Framework With a Single Chest CT Image: Model Development and Validation." *Journal of medical Internet research* vol. 22,6 e19569. 29 Jun. 2020, doi:10.2196/19569
9. Ozturk, T., Talo, M., Yildirim, E. A., Baloglu, U. B., Yildirim, O., & Rajendra Acharya, U. (2020). Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images. *Computers in biology and medicine*, 121, 103792.
10. Ardakani, A. A., Kanafi, A. R., Acharya, U. R., Khadem, N., & Mohammadi, A. (2020). Application of deep learning technique to manage COVID-19 in routine clinical practice using CT images: Results of 10 convolutional neural networks. *Computers in biology and medicine*, 121, 103795.

APPLY ARTIFICIAL INTELLIGENCE ALGORITHM TO SCREEN COVID-19 PATIENTS BASED ON CHEST X-RAY OR CHEST CT IMAGES

BÙI NGỌC HÀ¹, TRẦN THÙY DƯƠNG¹, ĐÌNH VIỆT SANG¹, TRẦN KIM TUẤN¹,
TRẦN NGỌC TOÀN², HỒ QUANG TUẤN²

¹*Hanoi University of Science and Technology*

²*Vietnam Atomic Energy Institute*

Email: ha.buingoc@hust.edu.vn

Abstract: To be able to control the spread of COVID-19 disease, the diagnosis and screening of patients correctly is very important. In addition, the use of NAAT test method from glucose exudate or real-time RT-PCR from patient serum, diagnostic method by chest X-ray or CT images is also a quite effective method. In particular, the use of artificial intelligence will help us save huge resources and time. In this report, we used over 2000 chest X-ray/CT images to train computers with 6 different machine learning models. The accuracy of the screening method to identify COVID-19 patients through chest X-ray images is about 71-91%, the results through CT images have higher accuracy from about 91-100%. The results have also been tested on a number of actual cases in Vietnam and gave similar results.

Keyword: COVID-19, artificial intelligence, machine learning, chest X-ray image, chest CT image