

NHẬN DẠNG BỆNH TIM MẠCH QUA ẢNH X-QUANG LỒNG NGỰC BẰNG PHƯƠNG PHÁP HỌC CHUYỂN GIAO VGG16

CARDIOVASCULAR DISEASE DETECTION ON THORACIC X-RAY IMAGES USING VGG16 TRANSFER LEARNING METHOD

NGUYỄN VĂN BÌNH^{1,a}, NGUYỄN THÁI NGHE^{2,b}

¹Trường THCS Thị Trấn Tam Bình, Vĩnh Long - Việt Nam

²Khoa Công nghệ Thông tin và Truyền Thông – Đại học Cần Thơ, Cần Thơ – Việt Nam

Email: ^anvbinh27lytin@gmail.com, ^bntnghe@cit.ctu.edu.vn

Nhận bài (Received): 11/5/2022; Phản biện (Reviewed): 03/6/2022; Chấp nhận (Accepted): 20/7/2022

TÓM TẮT:

Bệnh tim mạch là một trong những bệnh nguy hiểm và phổ biến hiện nay ở Việt Nam và trên thế giới. Đáng lo ngại hơn là bệnh này đang ngày càng phổ biến ở giới trẻ. Đặc biệt là trong bối cảnh diễn biến phức tạp của đại dịch COVID-19, người mắc bệnh tim mạch là đối tượng rất dễ bị nguy hiểm nếu nhiễm phải virus Corona. Chính vì vậy, việc nhận dạng và chẩn đoán sớm bệnh tim mạch là một trong những hướng nghiên cứu quan trọng và cần thiết hiện nay. Trong bài viết này, chúng tôi đề xuất sử dụng mô hình học sâu với phương pháp học chuyển giao để phát hiện và nhận dạng hai loại bệnh tim mạch phổ biến là bệnh Tim to và bệnh Phình động mạch chủ, thông qua ảnh chụp X-quang lồng ngực. Cụ thể, nghiên cứu này đã sử dụng phương pháp học chuyển giao với mô hình mạng VGG16 - là một dạng của mô hình học sâu - kết hợp với tiền xử lý dữ liệu để nhận dạng bệnh tim mạch. Thực nghiệm trên dữ liệu sẵn có của VinBigData đã được gán nhãn bởi các chuyên gia trong lĩnh vực tim mạch. Kết quả thực nghiệm từ ba kịch bản cho thấy hướng tiếp cận này rất khả quan với độ chính xác lần lượt là 0.95, 0.96, và 0.70.

Từ khóa: Bệnh tim mạch, bệnh phình động mạch chủ, bệnh tim to, học sâu, VGG16

ABSTRACT:

Cardiovascular disease is one of the most dangerous and common diseases in Vietnam and in the world today. More worrying is that this disease is increasingly common among young people. Especially in the context of the complicated developments of the COVID-19 pandemic, people with cardiovascular disease are at high risk of being infected with Corona virus. Therefore, the identification and early diagnosis of cardiovascular disease is one of the important and necessary research directions today. In this article, we propose to use a deep learning model with transfer learning to detect and identify two common types of cardiovascular disease, which are enlarged heart disease and aortic aneurysm, through X-ray images. - Chest radiograph. Specifically, this study used the transfer learning method with the VGG16 network model - a form of deep learning model - combined with data preprocessing to identify cardiovascular diseases. Experiments on available data of VinBigData have been labeled by experts in the field of cardiology. Experimental results from three scenarios show that this approach is very satisfactory with accuracy of 0.95, 0.96, and 0.70, respectively.

Keywords: Cardiovascular disease, aortic aneurysm, cardiomegaly, deep learning, VGG16

1. GIỚI THIỆU

Theo thống kê của Bộ Y tế, tại Việt Nam mỗi năm có khoảng 200.000 người tử vong do các bệnh lý liên quan về tim mạch và có hơn 20.000 người tử vong do các bệnh tim mạch gây ra. Con số này cao hơn cả số ca tử vong do ung thư gây ra. Các loại bệnh lý về tim mạch là những nguyên nhân gây tử vong hàng đầu và số người mắc các căn bệnh này ở lứa tuổi trẻ ngày càng tăng. Đây cũng là những nguyên nhân chính gây nên hội chứng đột quỵ và đột tử, hai hội chứng đều tăng số lượng và đang trẻ hóa trong thời gian gần đây.

Để giảm tải và hỗ trợ tốt hơn cho các bác sĩ khi đọc ảnh chụp X-quang, đặc biệt là khi làm việc với cường độ và áp lực cao khi phải đọc rất nhiều hình ảnh trong thời gian làm việc dài, đồng thời để tăng sự chính xác trong chẩn đoán bệnh tim mạch thì việc xây dựng một ứng dụng có thể phát hiện và nhận dạng bệnh tim mạch là một nhu cầu rất cần thiết trong thực tế.

Bài viết này đề xuất một hướng tiếp cận trong chẩn đoán bệnh tim mạch dựa trên ảnh chụp X-quang lồng ngực bằng phương pháp học chuyển giao từ mô hình học sâu. Trước mắt, chúng tôi thực hiện việc nhận dạng hai loại bệnh phổ biến về tim mạch là bệnh Phình động mạch chủ và bệnh Tim to. Nghiên cứu này đã sử dụng mô hình học chuyển giao từ mạng VGG16 - là một dạng của mô hình học sâu - kết hợp với tiền xử lý dữ liệu để nhận dạng các bệnh tim mạch. Thực nghiệm với ba kịch bản trên dữ liệu sẵn có của VinBigData đã được gán nhãn bởi các chuyên gia trong lĩnh vực tim mạch cho thấy kết quả rất khả quan.

Bài viết gồm có 5 phần. Phần 1 là giới thiệu và định nghĩa vấn đề. Các nghiên cứu liên quan sẽ được trình bày trong phần 2.

Phần 3 là phương pháp thực hiện. Phần tiếp theo là thực nghiệm. Và cuối cùng là phần đánh giá.

2. CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Cũng đã có nhiều nghiên cứu liên quan trong lĩnh vực nhận dạng bệnh tim mạch, trong phần này chúng tôi sẽ tóm lược một số nghiên cứu gần đây.

Trong nghiên cứu [1], nhóm tác giả đã đề xuất một kỹ thuật dựa trên học sâu để phát hiện và định lượng phình động mạch chủ bụng (AAA). Bệnh này đã dẫn đến hơn 10.000 ca tử vong mỗi năm ở Hoa Kỳ, không có triệu chứng, thường được phát hiện tình cờ và thường bị bác sĩ X-quang bỏ sót. Kiến trúc mô hình của được đề xuất là một U-Net 3D đã được sửa đổi kết hợp với khớp hình elip thực hiện phân đoạn động mạch chủ và phát hiện AAA. Nghiên cứu sử dụng 321 bài kiểm tra CT bụng-chậu do khoa X-quang của bệnh viện đa khoa Massachusetts thực hiện để huấn luyện và kiểm tra. Sau đó, mô hình được kiểm tra thêm về khả năng tổng quát hóa trên một bộ 57 bài kiểm tra riêng biệt kết hợp với thông tin nhân khẩu học của bệnh nhân khác nhau so với bộ dữ liệu ban đầu. Mô hình đã đạt được hiệu suất cao trên cả hai bộ dữ liệu thử nghiệm.

Trong nghiên cứu [2], nhóm tác giả đã sử dụng mạng nơ-ron tích chập sâu để phát hiện chứng tim to trong chụp X-quang kỹ thuật số. Đầu tiên, tác giả đã sử dụng và kết nối một số kiến trúc CNN sâu để phát hiện sự hiện diện của bệnh lý tim trong X-quang phổi. Tiếp theo, họ giới thiệu một mô hình đã được huấn luyện trước. Nhóm tác giả đã sử dụng hai bộ dữ liệu có sẵn công khai, bộ dữ liệu NLM-Indiana và NIH-CXR. Với phương pháp này, họ đã thu được kết quả nhất định với độ chính xác là 0.88, độ đo F1

là 0.89 trên mô hình VGG16 đã tinh chỉnh.

Trong nghiên cứu [3], nhóm tác giả đã đề xuất một phương pháp tự động dựa trên học sâu để tính toán tỷ lệ lồng ngực và phát hiện sự hiện diện của tim to từ phim X-quang phổi. Họ đã phát triển hai mô hình riêng biệt để phân định vùng tim và vùng ngực trong hình ảnh X-quang bằng cách sử dụng các hộp giới hạn và sử dụng kết quả đầu ra của chúng để tính toán tỷ lệ lồng ngực. Họ đã thu được độ chính xác khoảng 96%.

Trong nghiên cứu [4], nhóm tác giả đã sử dụng 2000 ảnh X-quang ngực với 1000 ảnh là bình thường và 1000 ảnh bệnh tim to. Một thuật toán hồi quy logistic đã được tối ưu hóa đã được sử dụng để phân loại bệnh. Với mô hình VGG19, độ chính xác thu được khoảng 84%.

Trong nghiên cứu [5], nhóm tác giả đã thực hiện việc tìm kiếm siêu tham số trên các mô hình huấn luyện, các tham số bao gồm: kiến trúc, học, ... được tối ưu hóa một cách có hệ thống. nhóm tác giả đã thử nghiệm hai phương pháp là phân đoạn và phân lớp. Kết quả thu được cho thấy phân đoạn đem lại độ chính xác cao hơn so với việc phân lớp. Giá trị AUC của phân đoạn và phân lớp lần lượt là 0.977 và 0.941.

Trong nghiên cứu [6], nhóm tác giả đã đề xuất một phương pháp tự động để phát hiện, phân đoạn và phân loại vùng phình động mạch chủ bụng (AAA) trong hình ảnh chụp cắt lớp vi tính (CT). Mạng DBN được áp dụng cho mục đích phát hiện AAA và phân loại mức độ nghiêm trọng trong nghiên cứu này. Các tham số tối ưu để huấn luyện DBN được xác định cho dữ liệu huấn luyện từ tập dữ liệu đã chọn. Vùng AAA có thể được phân đoạn thành công từ hình ảnh CT và kết quả có thể so sánh với các phương pháp hiện có.

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề

xuất sử dụng phương pháp học chuyển giao từ mô hình học sâu VGG16 kết hợp với tiền xử lý dữ liệu để chẩn đoán hai loại bệnh tim mạch phổ biến là bệnh Phình động mạch chủ và bệnh Tim to dựa trên ảnh chụp X-quang lồng ngực.

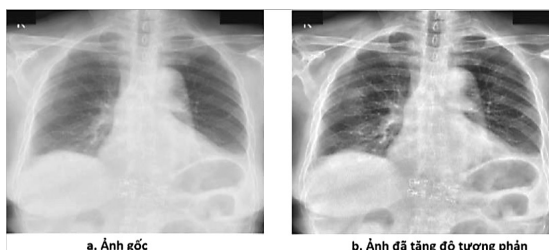
3. PHƯƠNG PHÁP THỰC HIỆN

Để nhận dạng và phân loại bệnh tim mạch, nghiên cứu này sẽ so sánh hai phương pháp thực hiện là nhận dạng từ dữ liệu gốc và nhận dạng từ dữ liệu đã được tiền xử lý.

3.1. Tiền xử lý dữ liệu

Do bài toán cần giải quyết được thực hiện trên ảnh X-quang, đây là một dạng ảnh rất khó để thấy được các đặc trưng, các dấu hiệu của bệnh và thông thường đòi hỏi người nhìn phải có chuyên môn mới có thể nhận biết được, do vậy loại ảnh này cũng sẽ ảnh hưởng đáng kể đối với các giải thuật máy học. Trong nghiên cứu này, chúng tôi thực hiện việc cải thiện độ tương phản của ảnh nhằm làm rõ các đặc trưng và các dấu hiệu bên trong ảnh như minh họa trong Hình 1.

Tuy nhiên, việc thực hiện tiền xử lý này cũng có những khó khăn nhất định, vì khi tăng độ tương phản có thể sẽ dẫn đến làm sai lệch các đặc trưng, hoặc dấu hiệu gốc ban đầu dẫn đến độ chính xác của quá trình huấn luyện sẽ giảm. Chính vì vậy, chúng tôi cần phải thực hiện nhiều lần với nhiều phương pháp khác nhau để đánh giá các kết quả thu được nhằm tìm ra được phương pháp đem lại hiệu quả cao nhất.



Hình 1. Ảnh trước và sau khi tiền xử lý

Bên cạnh đó, nghiên cứu này cũng

đã sử dụng phương pháp tăng cường ảnh (data agumentation) nhằm tăng thêm số lượng ảnh từ tập dữ liệu đầu vào, chẳng

hạn như xoay theo chiều ngang, dọc,... Các giá trị tăng cường được thiết lập như sau:

rotation_ range	zoom_ range	shear_ range	width_shift_ range	height_shift_ range	horizontal_ flip	vertical_ flip
≤ 10	0.1	0.1	0.1	0.1	True	True

3.2. Mô hình nhận dạng bệnh tim mạch

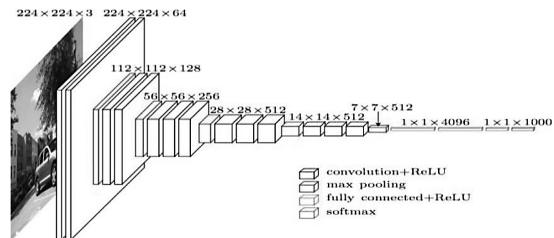
Để nhận dạng hai loại bệnh tim mạch phổ biến là bệnh Phình động mạch chủ và bệnh Tim to, nghiên cứu này đề xuất sử dụng phương pháp học chuyển giao từ mô hình học sâu VGG16 [13]. Kiến trúc tổng thể cũng như các tham số của mô hình VGG16 được trình bày trong Hình 2¹.

Để quá trình huấn luyện có thể đem lại hiệu quả tốt nhất, nghiên cứu này cũng đã sử dụng phương pháp học chuyển giao (transfer learning) và hiệu chỉnh (fine-tuning) các tham số mô hình. Kiến trúc của mô hình đề xuất được minh họa trong Hình 3.

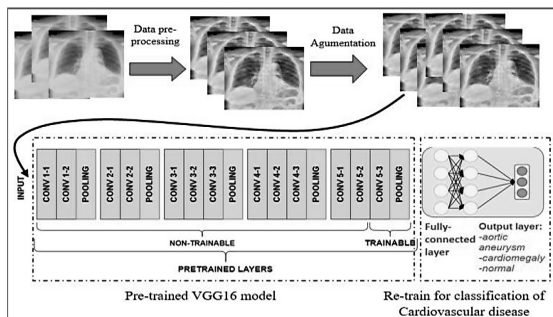
- Học chuyển giao: Trong quá trình huấn luyện, chúng tôi sử dụng lại các tham số của mô hình VGG16 đã được huấn luyện từ trước. Mô hình này đã được huấn luyện trước trên tập dữ liệu ImageNet gồm 1,2 triệu ảnh và 1000 lớp² vì vậy việc học chuyển giao sẽ tận dụng các tham số sẵn có của mô hình này trong trường hợp dữ liệu đầu vào còn ít. Với mục đích sử dụng trong bài toán nhận dạng bệnh tim mạch, mô hình VGG16 sẽ được tách bỏ lớp cuối và thay thế vào đó là hàm phân loại softmax cho 2 lớp tương ứng với 2 loại bệnh phình động mạch chủ, bệnh tim to và lớp không bệnh.

- Tinh chỉnh: Trong giai đoạn hiệu chỉnh mô hình, chúng tôi tiếp tục hiệu

chỉnh các siêu tham số để giúp mô hình đạt độ chính xác cao nhất. Các siêu tham số được sử dụng cho quá trình hiệu chỉnh như sau: (a) Epoch: được thử nghiệm từ 10 – 100 để tìm ngưỡng epoch phù hợp; (b) Batch size: được thử nghiệm từ 16 – 512; (c) Hidden layer: được thử nghiệm 64 – 1024; (d) Learning rate được thử nghiệm: 0.001 và 0.0001.



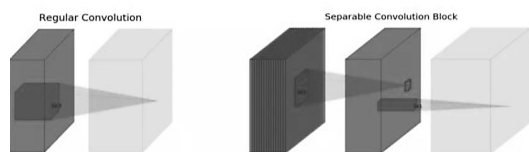
Hình 2. Kiến trúc mạng VGG16 [13] (source: neurohive.io/en/popular-networks/vgg16)



Hình 3. Mô hình học chuyển giao với mạng VGG16 cho nhận dạng bệnh tim mạch. Lớp cuối của mô hình VGG16 sẽ được loại bỏ và thay bằng lớp kết nối đầy đủ mới và lớp đầu ra cho 2 loại bệnh tim mạch.

(a) Regular

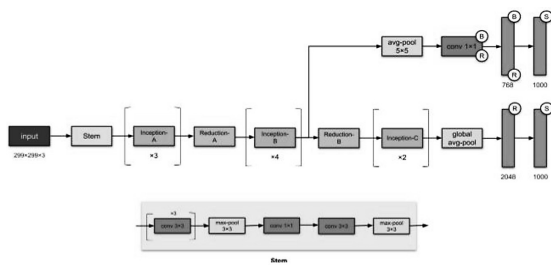
(b) Separable



Hình 4. Kiến trúc mạng MobileNet

¹ neurohive.io/en/popular-networks/vgg16

² <https://www.learn datasci.com/tutorials/hands-on-transfer-learning-keras/>



Hình 5. Kiến trúc mạng Inception

4. THỰC NGHIỆM

4.1. Dữ liệu thực nghiệm

Tập dữ liệu được sử dụng là tập dữ liệu VinBigData [17] về các bất thường trên ảnh X-quang lồng ngực do viện nghiên cứu Vingroup BigData cung cấp. Tập dữ liệu này gồm khoảng 12.000 ảnh X-quang lồng ngực (7.000 ảnh liên quan bệnh phình động mạch chủ ngực và 5.000 ảnh liên quan đến bệnh tim to ở định dạng DICOM). Các ảnh đã được gán nhãn trước bởi các chuyên gia/bác sĩ X-quang.

4.2. Đánh giá và so sánh

Để đánh giá mô hình, nghiên cứu này thực hiện việc chia tập dữ liệu thành ba tập con cho huấn luyện, kiểm thử, và đánh giá với tỉ lệ 60-20-20. Độ đo chính xác (accuracy – acc) và độ đo F1 được sử dụng để so sánh giữa các mô hình VGG16 [13],

MobileNet [12] và Xception [10] [11].

4.3. Kết quả thực nghiệm

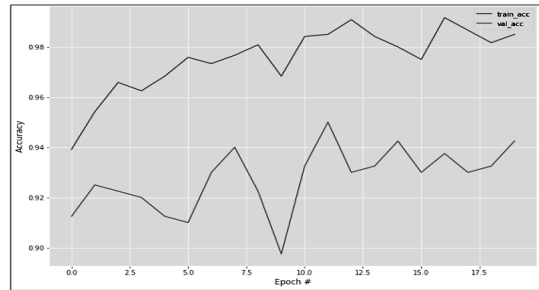
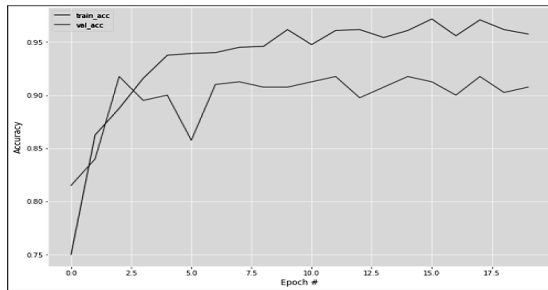
a. Kịch bản 1: Nhận dạng bệnh phình động mạch chủ ngực

Trong kịch bản này, chúng tôi sẽ huấn luyện mô hình với có hai lớp dữ liệu: phình động mạch chủ và không bệnh. Quá trình huấn luyện được diễn ra hai lần, lần thứ nhất huấn luyện với tập dữ liệu gốc, lần thứ hai huấn luyện với tập dữ liệu sau khi đã tiền xử lý bằng cách tăng độ tương phản.

Tất cả các giai đoạn huấn luyện đều được thực hiện trên cùng một bộ tham số: epochs = 22, batch-size = 32, hidden units = [512, 128], hidden layer = số layer của VGG16 đã loại bỏ layer cuối và thay output_layer để dự đoán 2 lớp bệnh tim mạch. Trong đó, quá trình học chuyển giao, hiệu chỉnh và các giá trị thử nghiệm đã được trình bày ở phần trước. Bảng 1 trình bày kết quả so sánh giữa các phương pháp. Kết quả này cho thấy mô hình VGG16 có khả năng cải thiện độ chính xác sau khi tiền xử lý dữ liệu và tinh chỉnh mô hình.

Bảng 1. Kết quả thực nghiệm kịch bản 1

Giai đoạn	Mô hình	Dữ liệu gốc				Dữ liệu đã xử lý			
		acc	loss	test_acc	F1	acc	loss	Test_acc	F1
Học chuyển giao	VGG16	0.97	0.08	0.94	0.94	0.97	0.08	0.95	0.95
	MobileNet	0.98	0.06	0.93	0.93	0.96	0.10	0.93	0.93
	Xception	0.96	0.10	0.92	0.92	0.97	0.08	0.88	0.89
Hiệu chỉnh	VGG16	0.97	0.06	0.95	0.95	0.99	0.04	0.95	0.95
	MobileNet	0.98	0.05	0.92	0.92	0.97	0.07	0.92	0.92
	Xception	0.98	0.06	0.88	0.88	0.99	0.03	0.88	0.88



Hình 6. Độ chính xác (acc) và độ lỗi (loss) của mô hình VGG16 giai đoạn hiệu chỉnh – Kịch bản 1.

b. Kịch bản 2: Nhận dạng bệnh tim to

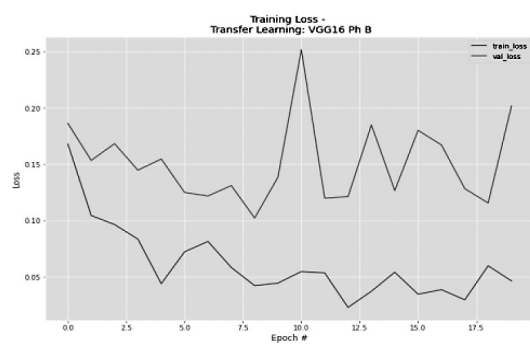
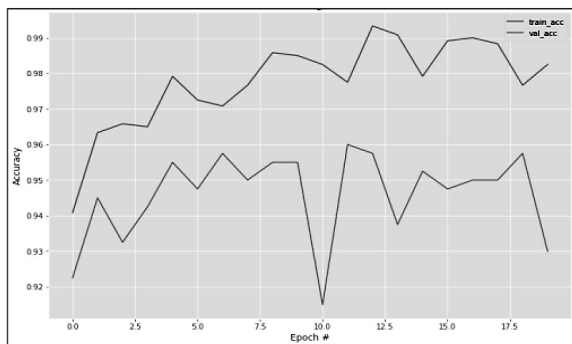
Trong kịch bản này, chúng tôi sẽ huấn luyện mô hình với hai lớp dữ liệu là bệnh Tim to và không bệnh. Quá trình huấn luyện được diễn ra hai lần, lần thứ nhất huấn luyện với tập dữ liệu gốc, lần thứ hai huấn luyện với tập dữ liệu đã được tiền xử

lý bằng cách tăng độ tương phản.

Bảng 2 trình bày kết quả so sánh giữa các phương pháp ở kịch bản 2. Tương tự như kịch bản 1, kết quả cũng cho thấy mô hình VGG16 có khả năng cải thiện độ chính xác sau khi tiền xử lý dữ liệu và tinh chỉnh mô hình.

Bảng 2. Kết quả thực nghiệm kịch bản 2

Giai đoạn	Mô hình	Dữ liệu gốc				Dữ liệu đã xử lý			
		acc	Loss	test_acc	F1	acc	loss	Test_acc	F1
Học chuyển giao	VGG16	0.97	0.1	0.93	0.93	0.93	0.19	0.94	0.93
	MobileNet	0.98	0.03	0.94	0.94	0.98	0.03	0.94	0.94
	Xception	0.96	0.10	0.91	0.91	0.94	0.14	0.91	0.91
Hiệu chỉnh	VGG16	0.99	0.04	0.94	0.94	0.98	0.05	0.96	0.96
	MobileNet	0.98	0.06	0.94	0.93	0.98	0.05	0.95	0.95
	Xception	0.97	0.08	0.88	0.88	0.98	0.05	0.89	0.89



Hình 7. Độ chính xác (acc) và độ lỗi (loss) của mô hình VGG16 giai đoạn hiệu chỉnh – Kịch bản 2.

c. Kịch bản 3: Nhận dạng cả hai loại bệnh phình động mạch chủ và tim to

Trong kịch bản này, chúng tôi sẽ huấn luyện mô hình với ba lớp dữ liệu là bệnh Tim to, bệnh Phình động mạch chủ và ảnh

ảnh thường không bệnh. Quá trình huấn luyện được diễn ra hai lần, lần thứ nhất huấn luyện với tập dữ liệu gốc, lần thứ hai huấn luyện với tập dữ liệu sau khi tiền xử lý bằng cách tăng độ tương phản. Bảng 3

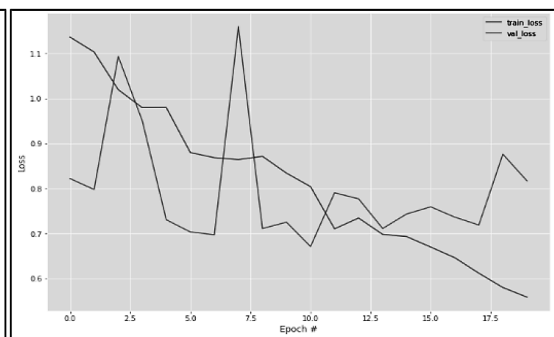
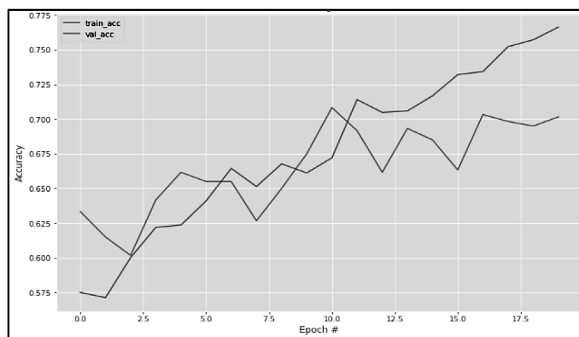
trình bày kết quả so sánh giữa các phương pháp ở kịch bản 3.

Tương tự như các bài toán khác trong máy học, khi số lớp cần dự đoán tăng lên, độ chính xác cũng sẽ giảm theo. Mặc dù vậy, mô hình VGG16 với phương pháp

học chuyển giao vẫn có khả năng cải thiện độ chính xác sau khi tiền xử lý dữ liệu và tinh chỉnh mô hình so với các mô hình khác. Hình 4 minh họa sự thay đổi của độ chính xác và độ lỗi trong quá trình huấn luyện.

Bảng 3. Kết quả thực nghiệm kịch bản 3

Giai đoạn	Mô hình	Dữ liệu gốc				Dữ liệu đã xử lý			
		acc	Loss	test_acc	F1	acc	loss	Test_acc	F1
Học chuyển giao	VGG16	0.59	1.08	0.63	0.59	0.60	1.01	0.61	0.52
	MobileNet	0.80	0.49	0.64	0.65	0.65	0.88	0.63	0.64
	Xception	0.76	0.61	0.61	0.61	0.69	0.74	0.62	0.62
Hiệu chỉnh	VGG16	0.75	0.59	0.64	0.63	0.67	0.8	0.70	0.70
	MobileNet	0.84	0.40	0.62	0.63	0.86	0.38	0.65	0.65
	Xception	0.90	0.25	0.59	0.59	0.86	0.35	0.59	0.58



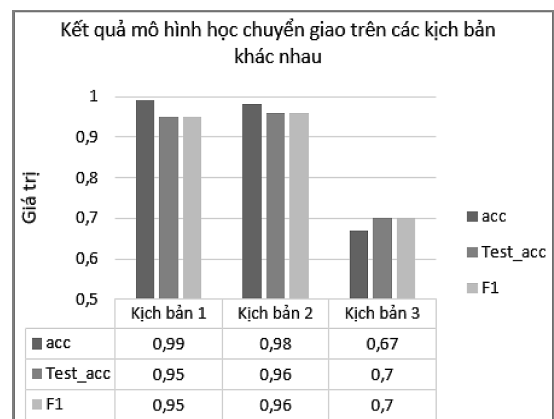
Hình 8. Độ chính xác (acc) và độ lỗi (loss) của mô hình VGG16 giai đoạn hiệu chỉnh – Kịch bản 3.

d. Đánh giá kết quả thực nghiệm

Qua các kịch bản thực nghiệm, chúng ta có thể thấy việc tiền xử lý trước dữ liệu cùng với việc áp dụng phương pháp học chuyển giao và hiệu chỉnh đã giúp cho kết quả thu được cải thiện rõ rệt so với dữ liệu gốc. Tổng hợp các kết quả so sánh của mô hình VGG16 được trình bày như trong Hình 5.

Ngoài ra kết quả thu được từ kịch bản thực nghiệm 2 cũng đem lại kết quả tương đối so với nghiên cứu đã trình bày ở [3] với độ chính xác 0.88 và độ đo F1 là 0.89 và nghiên cứu [4] với độ chính xác tổng thể là

84.5% so với kết quả đề tài là 0.96 cho cả độ chính xác và độ đo F1.



Hình 9. Tổng hợp kết quả mô hình VGG16 trên các kịch bản thực nghiệm

5. KẾT LUẬN

Bài viết này đã đề xuất phương pháp học chuyển giao kết hợp tiền xử lý dữ liệu cho vấn đề chẩn đoán bệnh Tim to và bệnh Phình động mạch chủ. Đây là hai trong các bệnh lý nguy hiểm của tim mạch. Trong cả ba kịch bản, việc tiền xử lý trước dữ liệu đã đem lại kết quả khả quan hơn so với việc huấn luyện và dự báo trên tập dữ liệu gốc. Kết quả từ các kịch bản cho thấy việc sử dụng lại mô hình đã có VGG16 để huấn luyện trên dữ liệu mới đã đem lại kết quả tốt so với các mô hình còn lại. Kết quả nghiên cứu này có thể hỗ trợ việc phát hiện bệnh tim mạch từ ảnh chụp X-quang lồng ngực giúp bệnh nhân được điều trị sớm và

kịp thời, ngăn chặn hội chứng đột quỵ và đột tử xảy ra, tăng tỷ lệ chữa lành đồng thời giảm tỷ lệ tử vong ở người bệnh.

Trong hướng nghiên cứu sắp tới, chúng tôi sẽ thay đổi và vận dụng các kỹ thuật tiền xử lý dữ liệu khác nhau nhằm cải thiện hơn nữa kết quả của mô hình dự đoán. Ngoài ra, việc vận dụng Yolo phiên bản 5 trong nhận dạng hai bệnh này cũng là một hướng nghiên cứu khả quan. Bên cạnh đó, việc thu thập thêm dữ liệu trên các lớp bệnh hiện có và mở rộng thêm các lớp bệnh về tim mạch khác cũng cần thiết. Việc tăng cường dữ liệu cũng có khả năng cải thiện độ chính xác của mô hình.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Lu JT. et al. (2019) DeepAAA: Clinically Applicable and Generalizable Detection of Abdominal Aortic Aneurysm Using Deep Learning. In: Shen D. et al. (eds) Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2019. MICCAI 2019. Lecture Notes in Computer Science, vol 11765. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-32245-8_80.
- [2] S. Candemir, S. Rajaraman, G. Thoma and S. Antani, “Deep Learning for Grading Cardiomegaly Severity in Chest X-Rays: An Investigation,” 2018 IEEE Life Sciences Conference (LSC), 2018, pp. 109-113, doi: 10.1109/LSC.2018.8572113.
- [3] Gupte, T., Niljekar, M., Gawali, M., Kulkarni, V., Kharat, A., & Pant, A. (2021). Deep Learning Models for Calculation of Cardiothoracic Ratio from Chest Radiographs for Assisted Diagnosis of Cardiomegaly. 2021 International Conference on Artificial Intelligence, Big Data, Computing and Data Communication Systems (icABCD), 1-6.
- [4] Bougias H, Georgiadou E, Malamateniou C, Stogiannos N. Identifying cardiomegaly in chest X-rays: a cross-sectional study of evaluation and comparison between different transfer learning methods. *Acta Radiol*. 2021 Dec;62(12):1601-1609. doi: 10.1177/0284185120973630. Epub 2020 Nov 17. PMID: 33203215.
- [5] E. Sogancioglu, K. Murphy, E. Calli, E. T. Scholten, S. Schalekamp and B. Van Ginneken, “Cardiomegaly Detection on Chest Radiographs: Segmentation Versus Classification,” in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 94631-94642, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2995567.
- [6] H. A. Hong and U. U. Sheikh, “Automatic detection, segmentation and classification of abdominal aortic aneurysm using deep learning,” 2016 IEEE 12th International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA), 2016, pp. 242-246, doi: 10.1109/CSPA.2016.7515839.

- [7] Golla AK, Tönnies C, Russ T, Bauer DF, Froelich MF, Diehl SJ, Schoenberg SO, Keese M, Schad LR, Zöllner FG, Rink JS. Automated Screening for Abdominal Aortic Aneurysm in CT Scans under Clinical Conditions Using Deep Learning. *Diagnostics (Basel)*. 2021 Nov 17;11(11):2131. doi: 10.3390/diagnostics11112131. PMID: 34829478; PMCID: PMC8621263.
- [8] Que Q, Tang Z, Wang R, Zeng Z, Wang J, Chua M, Gee TS, Yang X, Veeravalli B. CardioXNet: Automated Detection for Cardiomegaly Based on Deep Learning. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*. 2018 Jul;2018:612-615. doi: 10.1109/EMBC.2018.8512374. PMID: 30440471.
- [9] Zhou S, Zhang X, Zhang R. Identifying Cardiomegaly in ChestX-ray8 Using Transfer Learning. *Stud Health Technol Inform*. 2019 Aug 21;264:482-486. doi: 10.3233/SHTI190268. PMID: 31437970.
- [10] Chollet, François. "Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017.
- [11] Szegedy, Christian, et al. "Rethinking the inception architecture for computer vision." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016.
- [12] Howard, Andrew G., et al. "Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications." *arXiv preprint arXiv:1704.04861* (2017).
- [13] Simonyan, Karen & Zisserman, Andrew. (2014). Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *arXiv* 1409.1556.
- [14] H. Chang, J. Han, C. Zhong, A. M. Snijders and J. -H. Mao, "Unsupervised Transfer Learning via Multi-Scale Convolutional Sparse Coding for Biomedical Applications," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 40, no. 5, pp. 1182-1194, 1 May 2018, doi: 10.1109/TPAMI.2017.2656884.
- [15] Eleftheriades JA, Sang A, Kuzmik G, Hornick M. Guilt by association: paradigm for detecting a silent killer (thoracic aortic aneurysm). *Open Heart*. 2015 Apr 24;2(1):e000169. doi: 10.1136/openhrt-2014-000169. PMID: 25932333; PMCID: PMC4410139.
- [16] Lee, M.S., Kim, Y.S., Kim, M. et al. Evaluation of the feasibility of explainable computer-aided detection of cardiomegaly on chest radiographs using deep learning. *Sci Rep* 11, 16885 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-96433-1>.
- [17] VinBigData: <https://www.kaggle.com/c/vinbigdata-chest-xray-abnormalities-detection/data>.
- [18] Dildar M, Akram S, Irfan M, et al. Skin Cancer Detection: A Review Using Deep Learning Techniques. *Int J Environ Res Public Health*. 2021;18(10):5479. Published 2021 May 20. doi:10.3390/ijerph18105479.
- [19] Jianxin Wu. Introduction to Convolutional Neural Networks. National Key Lab for Novel Software Technology, Nanjing University, China. May 1, 2017.