

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC CẦN THƠ
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN & TRUYỀN THÔNG**



**LUẬN VĂN TỐT NGHIỆP ĐẠI HỌC
NGÀNH HỆ THỐNG THÔNG TIN**

Đề tài
NGHIÊN CỨU VÀ ỨNG DỤNG
CÁC MÔ HÌNH MÁY HỌC
ĐỂ CHẨN ĐOÁN BỆNH TRÊN ẢNH SIÊU ÂM

Sinh viên: Lê Ngọc Linh

Mã số: B1805695

Khóa: K44

Cần Thơ, 05/2022

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC CẦN THƠ
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN & TRUYỀN THÔNG**

**LUẬN VĂN TỐT NGHIỆP ĐẠI HỌC
NGÀNH HỆ THỐNG THÔNG TIN**

**Đề tài
NGHIÊN CỨU VÀ ỨNG DỤNG
CÁC MÔ HÌNH MÁY HỌC
ĐỂ CHẨN ĐOÁN BỆNH TRÊN ẢNH SIÊU ÂM**

**Người hướng dẫn
TS. Nguyễn Thanh Hải**

**Sinh viên: Lê Ngọc Linh
Mã số: B1805695
Khóa: K44**

Cần Thơ, 05/2022

XÁC NHẬN CHỈNH SỬA LUẬN VĂN THEO YÊU CẦU CỦA HỘI ĐỒNG

Tên luận văn (tiếng Việt và tiếng Anh):

Nghiên cứu và ứng dụng các mô hình máy học để chẩn đoán bệnh trên ảnh siêu âm

Machine learning algorithms for disease diagnosis based on ultrasound images

Họ tên sinh viên: Lê Ngọc Linh

MASV: B1805695

Mã lớp: DI1895A2

Đã báo cáo tại hội đồng ngành: Hệ thống thông tin

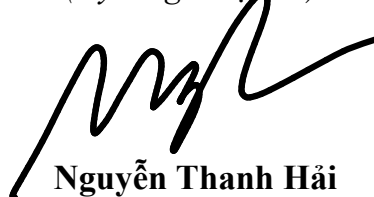
Ngày báo cáo: 26/05/2022

Luận văn đã được chỉnh sửa theo góp ý của Hội đồng.

Cần Thơ, ngày 15 tháng 06 năm 2022

Giáo viên hướng dẫn

(Ký và ghi họ tên)



Nguyễn Thanh Hải

LỜI CẢM ƠN

Trong bốn năm học đại học cũng như gần bốn tháng thực hiện đề tài, bản thân em đã nhận được sự hỗ trợ, quan tâm tận tình từ quý thầy cô, người thân và bạn bè, tạo điều kiện cho em có cơ hội học tập và trưởng thành như hôm nay.

Xin gửi lời cảm ơn chân thành đến quý thầy cô Trường Đại học Cần Thơ, đặc biệt là quý thầy cô Khoa Công nghệ Thông tin và Truyền thông đã tận tình chỉ bảo và truyền đạt kiến thức cho em, giúp em có được nền tảng kiến thức quý báu, là hành trang giúp em vững bước trên con đường sắp tới.

Em xin gửi lời cảm ơn chân thành nhất đến thầy Nguyễn Thanh Hải, cảm ơn thầy đã tận tình dìu dắt, hướng dẫn, giúp đỡ em rất nhiều trong suốt quá trình nghiên cứu đề tài, cảm ơn thầy đã dành nhiều thời gian và công sức hỗ trợ em khoảng thời gian qua.

Em cảm ơn cô Bùi Đăng Hà Phương, thầy Trần Thanh Điện đã tham gia phản biện và góp ý giúp bài luận văn của em được hoàn thiện hơn.

Cảm ơn giảng viên cô vấn, thầy Phạm Ngọc Quyền đã đồng hành, dẫn dắt và giúp đỡ em từ những ngày đầu tiên bước vào trường đại học.

Cảm ơn những người bạn quý giá, những người đã bên mình, cùng mình chia sẻ, học tập, phấn đấu và giúp đỡ nhau cả thời sinh viên.

Cuối cùng, bằng sự biết ơn sâu sắc nhất, con cảm ơn ba mẹ, những người đã luôn là chỗ dựa cho con trong cả cuộc đời mình, luôn dành cho con mọi thứ tốt đẹp nhất.

Bên cạnh những kết quả đã đạt được, đề tài vẫn có nhiều thiếu sót. Rất mong quý thầy cô thông cảm, mong quý thầy cô chỉ bảo, góp ý cho em, vì mỗi ý kiến đóng góp của quý thầy cô đều rất đáng trân trọng và là những kinh nghiệm, kiến thức có thể giúp em hoàn thiện bản thân mình hơn.

Bằng tất cả sự chân thành, một lần nữa cảm ơn mọi người, xin gửi lời chúc sức khỏe và cầu mong cho mọi điều tốt đẹp sẽ đến với mọi người trong tương lai.

Trân trọng!

Cần Thơ, ngày 20 tháng 05 năm 2022

Tác giả

Lê Ngọc Linh

[illegible]

TS. Nguyễn Thanh Hải

This image shows a full page of white paper with horizontal dotted lines. The lines are evenly spaced and run across the width of the page, providing a guide for handwriting practice. There are no margins, text, or other markings on the page.

vi

TÓM TẮT

Trong thời đại công nghiệp 4.0, cùng với sự phát triển của khoa học kỹ thuật, y học cũng đạt được những thành tựu đáng kể, có thể kể đến như các phương pháp chẩn đoán bệnh hiện đại, trong đó tiêu biểu là phương pháp chẩn đoán bệnh thông qua ảnh siêu âm, một kỹ thuật có độ chính xác cao và được dùng phổ biến trong y học hiện nay. Việc chẩn đoán bệnh thông qua ảnh siêu âm trước đây thường phụ thuộc nhiều vào trình độ và kiến thức của bác sĩ, tuy nhiên ngày nay, với sự phát triển của trí tuệ nhân tạo, việc ứng dụng máy học vào chẩn đoán bệnh đang dần đạt được những thành tựu to lớn. Vì vậy, đề tài ***“Nghiên cứu và ứng dụng các mô hình máy học để chẩn đoán bệnh trên ảnh siêu âm”*** được đề xuất để tìm ra phương pháp chẩn đoán ung thư vú dựa trên ảnh siêu âm được phân thành ba lớp: bình thường, lành tính và ác tính. Nghiên cứu thực hiện hai công việc chính: phân lớp và phân vùng ảnh siêu âm. Cụ thể hơn, đối với nhiệm vụ phân lớp, hệ thống sử dụng mô hình EfficientNetV2 - một kỹ thuật mới, với độ chính xác cao và thời gian chạy ngắn, kết hợp kiến trúc Unet với backbone EfficientNet - một mạng nơ-ron phức hợp được phát triển cho các nhiệm vụ phân đoạn hình ảnh y khoa để phân vùng khối u trên các ảnh siêu âm.

Các mô hình được huấn luyện và đánh giá trên tập dữ liệu bao gồm 780 hình ảnh siêu âm vú của 600 phụ nữ. Kết quả thực nghiệm cho thấy, những giải thuật được đề xuất hoàn toàn phù hợp cho nhiệm vụ phân lớp và phân vùng ảnh siêu âm khi đạt được kết quả tốt trên nhiều độ đo khác nhau như ACC, AUC, MCC và IoU.

Sau khi các mô hình được huấn luyện, chúng được tích hợp vào hệ thống xây dựng trên nền tảng Website, với những công cụ và ngôn ngữ hỗ trợ như: HTML, CSS, Javascript cho việc xây dựng giao diện web, Python, Flask Framework để tạo API, hệ quản trị cơ sở dữ liệu MySQL. Cùng với đó là sự hỗ trợ của các thư viện: Tensorflow, Keras, OpenCV,... và Google Colab trong việc chạy thực nghiệm mô hình.

Những kết quả của nghiên cứu mang tính thử nghiệm nhằm góp phần vào việc áp dụng trí tuệ nhân tạo trong các lĩnh vực y học nói chung và chẩn đoán bệnh trên ảnh siêu âm nói riêng. Hỗ trợ các y bác sĩ trong việc nâng cao chất lượng khám chữa bệnh và là tiền đề trong các nghiên cứu áp dụng máy học để xây dựng hệ thống phẫu thuật từ xa hay robot phẫu thuật.

Từ khóa: Ảnh siêu âm, ung thư vú, máy học, phân lớp hình ảnh, phân vùng hình ảnh.

ABSTRACT

In the Industry 4.0, besides the development of science and technology, medicine also has been achieving considerable success such as modern treatments, especially ultrasound scanning, which is known as a popular and high precision treatment. Those days, ultrasound scanning treatment usually depended on the knowledge of doctors. However, these days, with the development of artificial intelligence, the application of machine learning into treatment has been achieving more and more success. Therefore, the theme “Machine learning algorithms for disease diagnosis based on ultrasound images” is proposed in order to find out the methods of predicting breast cancer disease based on ultrasound images is divided into three parts: normal, benign and malignant. The research has done two main works: classify and segment ultrasound images. In detail, for classification, the system uses EfficientNetV2 model - a new technique with high precision and quick running-time, combines Unet architect with backbone EfficientNet - a convolutional neuron network which is developed for medical images classification mission so as to segment tumors on ultrasound images.

The models are trained and assessed on a data set including 780 breast ultrasound images of 600 women. The experimental result have showed that algorithms which are proposed are totally suitable for ultrasound images classification and segmentation mission when they have good results on different metrics such as ACC, AUC, MCC and IoU.

After being trained, the models are integrated into the system built based on websites, with tools and languages such as HTML, CSS, Javascript for building web interface; Python, Flask Framework for creating API, MySQL Database Management System. Besides, there are supports of some library such as Tensorflow, Keras, OpenCV,... and Google Colab in running experience models.

The results of this research are experimental and contribute to the application of artificial intelligence in medicine in general and predicting on ultrasound images in detail. This also helps doctors in improving medical care quality and becomes premise in researching and applying machine learning to build remote surgery systems or robots surgery in the future.

Key words: Ultrasound images, breast cancer, machine learning, image classification, image segmentation.

MỤC LỤC

CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU	1
1.1. Đặt vấn đề.....	1
1.2. Các nghiên cứu liên quan.....	2
1.3. Mục tiêu đề tài.....	4
1.4. Đối tượng và phạm vi đề tài.....	4
1.4.1. Đối tượng nghiên cứu.....	4
1.4.2. Phạm vi đề tài.....	4
1.5. Nội dung đề tài.....	4
1.6. Những đóng góp chính của đề tài	6
1.7. Bố cục của luận văn	6
1.8. Tổng kết chương	7
CHƯƠNG 2. MÔ TẢ BÀI TOÁN	8
2.1. Mô tả chi tiết bài toán.....	8
2.2. Hướng tiếp cận giải quyết vấn đề, chọn lựa giải pháp của đề tài	9
2.2.1. Dùng kỹ thuật máy học để phân lớp	9
2.2.2. Dùng kỹ thuật phân vùng để phân vùng ngữ nghĩa, phát hiện khối u	9
2.2.3. Lưu dữ liệu và mô hình vào cơ sở dữ liệu	10
2.3. Tổng kết chương	10
CHƯƠNG 3. THIẾT KẾ VÀ CÀI ĐẶT GIẢI PHÁP	11
3.1. Kiến trúc tổng quát hệ thống.....	11
3.2. Xây dựng các mô hình	13
3.2.1. Kiến trúc Fully Connected Neural Network	13
3.2.2. Kiến trúc CNN	14
3.2.3. Kiến trúc EfficientNetV2	16
3.2.4. Kiến trúc Unet backbone EfficientNet.....	17
3.2.5. Mô hình dữ liệu mức quan niệm (CDM)	19
3.2.6. Mô hình dữ liệu mức luận lý (LDM)	20
3.2.7. Mô hình dữ liệu mức vật lý (PDM)	24
3.2.8. Lưu đồ dòng dữ liệu mức ngữ cảnh (DFD Cấp 0).....	25
3.2.9. Lưu đồ dòng dữ liệu cấp 1 (DFD Cấp 1)	26
3.2.10. Lưu đồ dòng dữ liệu cấp 2 (DFD Cấp 2).....	27
3.3. Giải pháp cài đặt.....	29
3.4. Tổng kết chương	29
CHƯƠNG 4. KIỂM THỬ VÀ ĐÁNH GIÁ.....	30
4.1. Mục tiêu kiểm thử	30

4.2. Kịch bản kiểm thử các mô hình phân lớp và phân vùng ảnh siêu âm	30
4.2.1. Mô tả tập dữ liệu	30
4.2.2. Môi trường thực nghiệm	31
4.2.3. Cơ sở đánh giá.....	31
4.2.4. Kết quả thực nghiệm	34
4.3. Kịch bản kiểm thử các chức năng chính của hệ thống chẩn đoán ung thư vú	43
4.3.1. Chức năng “Chẩn đoán ung thư vú qua ảnh siêu âm”	43
4.3.2. Chức năng “Cập nhật mô hình”	47
4.4. Kết quả kiểm thử	50
4.4.1. Kết quả kiểm thử các mô hình phân lớp và phân vùng ảnh siêu âm	50
4.4.2. Kết quả kiểm thử các chức năng của hệ thống chẩn đoán ung thư vú.....	51
4.5. Tổng kết chương	54
CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN	55
5.1. Kết luận	55
5.1.1. Kết quả đạt được	55
5.1.2. Hạn chế.....	55
5.2. Hướng phát triển	56
TÀI LIỆU THAM KHẢO	57
PHỤ LỤC.....	60

DANH MỤC HÌNH

Hình 3.1: Kiến trúc tổng quan hệ thống	11
Hình 3.2: Ví dụ về những hình ảnh được tạo ra từ data augmentation	12
Hình 3.3: Kiến trúc client-server [13]	13
Hình 3.4: Kiến trúc mạng FCN sử dụng trong đề tài	14
Hình 3.5: Cấu trúc của một mạng nơ-ron tích chập (CNN) [16]	15
Hình 3.6: Kiến trúc mạng nơ-ron tích chập (CNN) sử dụng trong nghiên cứu	16
Hình 3.7: Cấu trúc các lớp của mô hình EfficientNetV2	16
Hình 3.8: Kiến trúc Unet [24]	17
Hình 3.9: Mô hình dữ liệu mức quan niệm (CDM)	19
Hình 3.10: Mô hình dữ liệu mức vật lý (PDM)	24
Hình 3.11: Lưu đồ dòng dữ liệu mức ngữ cảnh (DFD Cấp 0)	25
Hình 3.12: Lưu đồ dòng dữ liệu cấp 1 (DFD cấp 1)	26
Hình 3.13: DFD cấp 2 phân rã ô xử lý Quản lý chẩn đoán.....	27
Hình 3.14: DFD cấp 2 phân rã ô xử lý Quản lý dữ liệu danh mục	28
Hình 3.15: DFD cấp 2 phân rã ô xử lý Quản lý mô hình	28
Hình 4.1: Samples của các lớp trong tập dữ liệu.....	31
Hình 4.2: Minh họa công thức tính IoU [26]	34
Hình 4.3: Minh họa phương pháp 5-folds stratified cross-validation	34
Hình 4.4: Kết quả đánh giá trung bình của mô hình EfficientNetV2	37
Hình 4.5: Kết quả đánh giá các mô hình phân lớp qua Confusion Matrix	37
Hình 4.6: Ảnh siêu âm được phân vùng bằng mô hình Unet backbone EfficientNetB4	42
Hình 4.7: Chức năng thêm bệnh nhân trên thanh menu.....	44
Hình 4.8: Form thêm thông tin bệnh nhân	45
Hình 4.9: Giao diện chức năng chẩn đoán bệnh tự động của hệ thống và bác sĩ.....	46
Hình 4.10: Giao diện chức năng chẩn đoán bệnh tự động của hệ thống và bác sĩ khi bác sĩ có nhập ảnh Ground truth mask	47
Hình 4.11: Giao diện chức năng cập nhật mô hình.....	47
Hình 4.12: Chức năng thêm mô hình	48

Hình 4.13: Giao diện chức năng sửa mô hình.....	49
Hình 4.14: Giao diện chức năng xóa mô hình.....	49
Hình 4.15: Giao diện chức năng quản lý mô hình	51
Hình 4.16: Giao diện minh họa thao tác thêm mô hình (1)	52
Hình 4.17: Giao diện minh họa thao tác thêm mô hình (2)	52
Hình 4.18: Giao diện danh sách mô hình sau khi thêm mô hình mới.....	53
Hình 4.19: Giao diện chức năng chẩn đoán qua ảnh siêu âm	53
Hình 7.1: Giao diện ứng dụng Xampp	75
Hình 7.2: Giao diện thông báo khởi động web thành công.....	75
Hình 7.3: Giao diện đăng ký tài khoản	76
Hình 7.4: Giao diện đăng nhập.....	77
Hình 7.5: Giao diện chính của bác sĩ	77
Hình 7.6: Menu chức năng của người dùng bác sĩ.....	78
Hình 7.7: Giao diện chính của người dùng bác sĩ quản trị.....	78
Hình 7.8: Menu chức năng của người dùng quản trị	79

DANH MỤC BẢNG

Bảng 3.1: Bảng ràng buộc tham chiếu	22
Bảng 4.1: Số lượng samples ở mỗi lớp của tập dữ liệu Breast cancer	30
Bảng 4.2: Mẫu của một Confusion matrix	32
Bảng 4.3: Kết quả đánh giá các mô hình phân lớp.....	35
Bảng 4.4: Bảng giá trị các siêu tham số của mô hình EfficientNetV2.....	38
Bảng 4.5: Hiệu suất phân loại của mô hình EfficientNetV2 với các bộ siêu tham số khác nhau.....	38
Bảng 4.6: Hiệu suất phân loại của mô hình EfficientNetV2 với ảnh đầu vào có kích thước khác nhau	39
Bảng 4.7: Bảng kết quả so sánh hiệu suất phân lớp của mô hình Unet với các backbone khác nhau	40
Bảng 4.8: Số lượng tham số của các kiến trúc thuộc họ EfficientNet	41
Bảng 4.9: Bảng kết quả so sánh hiệu suất phân lớp của mô hình Unet với các backbone EfficientNet.....	41
Bảng 4.10: Kết quả thực nghiệm mô hình phân lớp.....	50
Bảng 4.11: Kết quả thực nghiệm mô hình phân vùng ảnh	50
Bảng 4.12: Kết quả kiểm thử các chức năng của hệ thống	51
Bảng 7.1: Bảng TINHTP (tỉnh/thành phố)	60
Bảng 7.2: Bảng QUANHUYEN (quận/huyện)	60
Bảng 7.3: Bảng PHUONGXA (phường/xã).....	61
Bảng 7.4: Bảng DODO (độ đo).....	61
Bảng 7.5: Bảng LOAIMOHINH (loại mô hình)	62
Bảng 7.6: Bảng MOHINH_BENH (mô hình bệnh)	62
Bảng 7.7: Bảng BENHNGHAT (bệnh nhân)	62
Bảng 7.8: Bảng GIATRI_SIEUTHAMSO (giá trị siêu tham số)	63
Bảng 7.9: Bảng MOHINH (mô hình).....	64
Bảng 7.10: Bảng BENH (bệnh).....	65
Bảng 7.11: Bảng QUYEN (quyền).....	65
Bảng 7.12: Bảng SIEUTHAMSO (siêu tham số).....	66

Bảng 7.13: Bảng ANHSIEUAM (ảnh siêu âm)	66
Bảng 7.14: Bảng PHIENCHANDOAN (phiên chẩn đoán)	67
Bảng 7.15: Bảng KQCD_MH (kết quả chẩn đoán mô hình)	67
Bảng 7.16: Bảng NOICAPBANG (nơi cấp bằng).....	68
Bảng 7.17: Bảng BACSI (bác sĩ)	69
Bảng 7.18: Bảng KQCD_BS (kết quả chẩn đoán Bác sĩ)	70
Bảng 7.19: Bảng NOILAMVIEC (nơi làm việc)	71
Bảng 7.20: Bảng CHUYENKHOA (chuyên khoa).....	71
Bảng 7.21: Bảng BANGCAP (bằng cấp).....	72
Bảng 7.22: Bảng CHUYENNGANH (chuyên ngành).....	73

DANH MỤC TỪ CHUYÊN NGÀNH

Viết tắt	Diễn giải	Nghĩa tiếng Việt
ACC	Accuracy	Độ chính xác
AI	Artificial Intelligence	Trí tuệ nhân tạo
AUC	Area Under The Curve	Diện tích dưới đường cong
CDM	Conceptual data model	Mô hình dữ liệu mức quan niệm
CNN	Convolutional Neural Network	Mạng nơ-ron tích chập
DFD	Data flow diagram	Lưu đồ dòng dữ liệu
IoU	Intersection over Union	Giao điểm qua liên kết
LDM	Logical data model	Mô hình dữ liệu mức luận lý
MCC	Matthews Correlation Coefficient	Hệ số tương quan Matthews
ML	Machine Learning	Máy học
MRI	Magnetic Resonance Imaging	Chụp cộng hưởng từ
PDM	Physical Data Model	Mô hình dữ liệu mức vật lý
TL	Transfer Learning	Học chuyển giao
TN	Thyroid nodule	Nốt tuyến giáp

CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU

1.1. Đặt vấn đề

Trong cuộc sống hiện đại ngày nay, sức khỏe là điều vô cùng quan trọng đối với tất cả mọi người. Muốn có một cuộc sống viên mãn, hạnh phúc thì trước hết phải có sức khỏe tốt. Vì thế, có thể nói, sức khỏe là nền tảng của cuộc sống.

Đặc biệt hơn, khi xã hội ngày càng phát triển, đi kèm theo đó là những hậu quả như ô nhiễm môi trường, biến đổi khí hậu kéo theo việc xuất hiện ngày càng nhiều những căn bệnh nguy hiểm, tiêu biểu nhất là ung thư. Theo thống kê của Globocan (một dự án của Cơ quan Nghiên cứu ung thư quốc tế IARC) năm 2020 [1], toàn thế giới có 19,292,789 ca mắc mới và 9,958,133 ca tử vong do ung thư, tình hình mắc và tử vong do ung thư đang có xu hướng tăng. Trong đó, các ung thư phổ biến nhất lần lượt từ thấp đến cao là ung thư dạ dày, ung thư tiền liệt tuyến, ung thư đại trực tràng, ung thư phổi và cao nhất là ung thư vú (chiếm khoảng 11.7% số ca mắc ung thư trên toàn thế giới). Ước tính, cứ 15 giây lại có thêm một phụ nữ mắc bệnh ung thư vú và cứ 8 người phụ nữ ở Mỹ sẽ có 1 người mắc ung thư vú. Ở Việt Nam, số ca mắc mới năm 2020 là 21,555 người. Đáng lưu ý là số ca mắc mới đang ngày càng tăng và có xu hướng trẻ hóa. Từ đó có thể thấy đây là một vấn đề cần được quan tâm.

Những căn bệnh sẽ dễ điều trị hơn nếu mọi người phát hiện sớm và kiểm soát kịp thời. Trong quá khứ, việc chẩn đoán bệnh thường được thực hiện khi các bác sĩ đánh giá các triệu chứng, tiền sử bệnh, dần dần xuất hiện thêm các kiểm tra lâm sàng và cận lâm sàng như xét nghiệm máu, đánh giá tình trạng thông qua hình ảnh thu được từ các thiết bị y tế như ảnh chụp X-quang, MRI, và ảnh siêu âm để xác định tình trạng của cơ thể bệnh nhân và các nguy cơ bệnh tật. Bệnh nhân ung thư vú khi được phát hiện và điều trị tích cực ở giai đoạn 1 có 80-90% cơ hội sống trên 5 năm. Cho nên, việc phát hiện sớm có ý nghĩa vô cùng quan trọng trong việc phòng ngừa và điều trị bệnh. Trong các phương pháp chẩn đoán bệnh hiện đại, siêu âm – một phương pháp chẩn đoán bệnh bằng cách sử dụng sóng siêu âm tần số cao để thăm dò các bộ phận dưới da, sau đó phản hồi qua hình ảnh y khoa được các bác sĩ đề xuất sử dụng cho mục đích chẩn đoán ung thư vú, vì đây là một phương pháp chẩn đoán hiệu quả, nhanh chóng, không gây đau đớn cho người bệnh.

Mặc dù vậy, hình ảnh siêu âm thường chỉ có 2 màu đen trắng, việc xác định khối u hay tình trạng bệnh hoàn toàn phụ thuộc vào kiến thức và kinh nghiệm của bác sĩ. Trong điều kiện đặc thù phải làm việc với cường độ cao hiện nay của các y bác sĩ thì việc có những sai sót trong quá trình chẩn đoán là không thể nào tránh khỏi, ngoài ra còn có sự chênh lệch về trình độ của các bác sĩ sẽ ảnh hưởng đến tính chính xác của chẩn đoán. Chính vì vậy việc áp dụng trí tuệ nhân tạo (AI) để hỗ trợ việc chẩn đoán và điều trị của các y bác sĩ là điều vô cùng cần thiết. Trong đó bao gồm cả việc chẩn đoán bệnh và phân vùng khối u nhằm hỗ trợ các bác sĩ đưa ra chẩn đoán chính xác nhất. Thực tế hiện nay đã

có nhiều máy móc thiết bị hỗ trợ việc chẩn đoán bệnh, tuy nhiên, những thiết bị ấy thường có giá thành rất cao, và thường thì các bệnh viện ở nông thôn không được trang bị đầy đủ.

Dựa trên các vấn đề nêu trên, đề tài ***“Nghiên cứu và ứng dụng các mô hình máy học để chẩn đoán bệnh trên ảnh siêu âm”*** được đề xuất thực hiện. Mục tiêu là xây dựng một hệ thống website kết hợp mô hình EfficientNetV2 [2] và Unet [3] cho phép các y bác sĩ dễ dàng tiếp cận và thực hiện chẩn đoán ung thư vú trên ảnh siêu âm.

1.2. Các nghiên cứu liên quan

Trong những năm gần đây, việc áp dụng trí tuệ nhân tạo vào lĩnh vực y tế ngày càng phát triển. Nhiều nghiên cứu ứng dụng máy học (ML) vào việc chẩn đoán bệnh trên ảnh siêu âm có thể kể đến như sau:

Các tác giả trong [4] đã trình bày một phương pháp để phân lớp các khối u lành tính và ác tính trên ảnh siêu âm vú bằng cách sử dụng học sâu với mạng nơ-ron tích chập (CNN). Yi-Cheng Zhu và các cộng sự [5] đã xây dựng mô hình Visual Geometry Group (VGG) – 16T nhằm mục đích phân loại nốt tuyến giáp (TNs) là lành tính hay ác tính. Mô hình được xây dựng dựa trên nền tảng kiến trúc VGG-16 nhưng có thêm các lớp chuẩn hóa hàng loạt (BN) và loại bỏ các lớp được kết nối đầy đủ. Kết quả cho thấy mô hình VGG-16T có hiệu suất, độ nhạy và độ chính xác cao trong việc phân lớp TNs. Hiệu suất của mô hình được đánh giá là vượt trội hơn cả những bác sĩ có kinh nghiệm.

Sudharson và Priyanka Kokil [6] đề xuất phương pháp phân loại tự động hình ảnh siêu âm thận B-mode với bốn lớp: bình thường, u nang, sỏi và khối u dựa trên tập các mạng thần kinh sâu (DNNs) sử dụng học chuyển giao (TL). Các bộ dữ liệu biến thể được cung cấp cho các mô hình được đào tạo trước để trích xuất tính năng, sau đó phân lớp với sự hỗ trợ của vector machine. Tập các DNNs được đào tạo bao gồm ResNet-101, ShuffleNet và MobileNet-v2 kết quả cuối cùng được thu thập dựa trên phương pháp bỏ phiếu đa số. Bằng cách sử dụng kết hợp các dự đoán từ nhiều DNNs, mô hình tổng hợp đã thể hiện sự vượt trội khi so sánh với các mô hình phân lớp riêng lẻ thông thường.

Sudipan Saha and Nasrullah Sheikh [7] đã đề xuất mô hình phân loại ảnh siêu âm, tập trung vào vấn đề gây đau đầu trong lĩnh vực máy học – tập dữ liệu nhỏ. Phương pháp này sử dụng Auxiliary Classifier Generative Adversarial Network (ACGAN) kết hợp với Generative Adversarial Network (GAN) cùng với một bộ phân loại truyền thống và học chuyển giao. Nhóm nghiên cứu đã thử nghiệm trên tập dữ liệu ảnh siêu âm vú, bao gồm 250 hình ảnh và đạt được kết quả cao. Cho thấy việc sử dụng ACGAN giúp mô hình học được các tính năng ưu việt hơn các mô hình phân loại truyền thống.

Hệ thống chẩn đoán xơ gan dựa trên hình ảnh siêu âm được đề xuất bởi Xiang Liu và các cộng sự [8] được công bố năm 2017. Nhóm tác giả đề xuất phương pháp trích xuất nang gan trên hình ảnh siêu âm, sau đó sử dụng mô hình CNN để trích xuất các đặc điểm ảnh và một bộ phân lớp SVM để phân loại ảnh thành các lớp bình thường hoặc bất thường.

Kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình đã đạt hiệu quả trong việc trích xuất nang gan và phân lớp chính xác các hình ảnh siêu âm.

Trong [9] Weibin Chen và các cộng sự đề xuất một phương pháp phân loại mới để phân loại các nốt tuyến giáp lành tính và ác tính dựa trên học chuyển giao và mạng tích chập (CNN). Nhóm tác giả đề xuất sử dụng phương pháp học chuyển giao với mạng nơ-ron tích chập GoogLeNet được đào tạo để trích xuất đặc điểm ảnh sau đó thực hiện đào tạo chung và học chuyển giao thứ cấp để cải thiện độ chính xác của mô hình. Mô hình GoogLeNet (cải tiến) được thực nghiệm trên tập dữ liệu hình ảnh siêu âm tuyến giáp cho kết quả vượt trội hơn khi so sánh với các mạng được thiết lập với LeNet5, VGG16, GoogLeNet. Mô hình cũng đạt được độ chính xác cao trên bộ dữ liệu hình ảnh bệnh học của các loại bệnh lý và tuyến giáp bình thường, cho thấy mô hình có giá trị ứng dụng thực tế.

Một phương pháp nhận dạng nhân tuyến giáp khác là của Tianjiao Liu và các cộng sự [10]. Nhóm tác giả đề xuất phương pháp trích xuất đặc trưng cho các hình ảnh siêu âm dựa trên các mạng nơ-ron tích chập (CNNs). Trong đó một mô hình CNN sẽ được thêm các đặc điểm ngữ nghĩa bằng cách đào tạo trước trên một tập dữ liệu ảnh tự nhiên khổng lồ được chuyển sang miền hình ảnh siêu âm, sau đó, kết hợp các đặc trưng đó với các đối tượng địa lý thông thường như Histogram of Oriented Gradient (HOG) và Local Binary Patterns (LBP). Cuối cùng sử dụng phương thức biểu quyết đa số dựa trên đặc điểm được chọn trước để tiến hành phân loại kết hợp. Kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình vượt trội hơn các phương pháp khác.

Nghiên cứu “An experimental study on breast lesion detection and classification from ultrasound images using deep learning architectures” của Zhantao Cao và các cộng sự [11] nhằm đánh giá một số phương pháp phát hiện và phân loại tổn thương vú thông qua ảnh siêu âm. Nghiên cứu sử dụng các kiến trúc CNN để phát hiện và phân loại tổn thương dựa trên hình ảnh siêu âm vú. Kết quả thực nghiệm chỉ ra, về việc phát hiện các vùng bị tổn thương SSD300 (Single Shot MultiBox Detector với kích thước đầu vào 300 x 300) đạt hiệu suất tốt nhất, còn trong nhiệm vụ phân lớp, DenseNet phù hợp hơn cho các vấn đề trong nghiên cứu.

Đối với việc nhận dạng ung thư vú. Nghiên cứu “Convolutional neural network-based models for diagnosis of breast cancer” của Masud và các cộng sự [12] đã thử nghiệm xây dựng tám mô hình khác nhau được tinh chỉnh và đào tạo trước nhằm mục đích quan sát cách các mô hình phân lớp ung thư vú trên ảnh siêu âm. Từ đó, nhóm nghiên cứu đề xuất một mạng nơ-ron tích chập nông tùy chỉnh được đào tạo trước. Kết quả cho thấy, mô hình được đề xuất cho hiệu suất phân lớp cao và thời gian đào tạo nhanh hơn so với các mô hình trước đó.

Nghiên cứu của Seibold và các cộng sự [13] đề xuất năm 2022 xây dựng một phương pháp phân đoạn hình ảnh dựa trên những tiến bộ của Explainable AI (XAI) và trích xuất phân đoạn nhị phân đã đạt được hiệu suất phân đoạn tương tự với kiến trúc Unet trong khi

việc xây dựng các bộ dữ liệu đào tạo được đơn giản hóa, từ đó có thể áp dụng cho các ứng dụng thực tế, hay nói cách khác là phương pháp này có độ khả dụng được đánh giá cao.

Có thể thấy, hầu hết các nghiên cứu trên chỉ tập trung vào việc nhận dạng bệnh, trong nghiên cứu này có thực hiện thêm chức năng phân vùng khối u, hỗ trợ các bác sĩ chẩn đoán bệnh trên ảnh siêu âm một cách chính xác nhất.

1.3. Mục tiêu đề tài

Mục tiêu chính của đề tài là ***“Nghiên cứu và ứng dụng các mô hình máy học để chẩn đoán bệnh trên ảnh siêu âm”*** sử dụng kiến trúc EfficientNetV2 cùng với Unet backbone EfficientNet để chẩn đoán ung thư vú trên ảnh siêu âm.

Các mục tiêu cụ thể là:

- Nghiên cứu và xây dựng mô hình chẩn đoán ung thư vú dựa trên tập dữ liệu ảnh siêu âm sử dụng mô hình EfficientNetV2 có độ chính xác cao và thời gian chạy ngắn. Kiểm tra hiệu quả của mô hình bằng cách chạy thực nghiệm và đánh giá mô hình trên nhiều độ đo khác nhau. Áp dụng các kỹ thuật tăng cường dữ liệu để cải thiện độ chính xác của mô hình được huấn luyện.
- Nghiên cứu và sử dụng kiến trúc Unet backbone EfficientNet cho nhiệm vụ phân vùng ảnh siêu âm, làm rõ khối u trong ảnh để các bác sĩ dễ dàng quan sát và chẩn đoán bệnh. Đồng thời thử nghiệm các bộ siêu tham số khác nhau để tìm ra mô hình với bộ siêu tham số tốt nhất.
- Xây dựng website quản lý và sử dụng các mô hình máy học, đồng thời quản lý việc chẩn đoán và lịch sử chẩn đoán bệnh của bệnh nhân.

1.4. Đối tượng và phạm vi đề tài

1.4.1. Đối tượng nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu chính của đề tài là tập dữ liệu ảnh siêu âm vú, mô hình EfficientNetV2 hỗ trợ chẩn đoán ung thư vú và mạng Unet backbone EfficientNet phân vùng ảnh siêu âm.

1.4.2. Phạm vi đề tài

Đề tài nghiên cứu và xây dựng các mô hình máy học thực hiện việc chẩn đoán bệnh dựa trên ảnh siêu âm của bệnh nhân với ba lớp: bình thường, lành tính và ác tính. Đồng thời, sử dụng mô hình Unet để phân vùng khối u trong hình ảnh.

Xây dựng website quản lý và sử dụng các mô hình máy học, cũng như quản lý việc chẩn đoán và lịch sử chẩn đoán bệnh của bệnh nhân.

1.5. Nội dung đề tài

Đề tài được thực hiện bao gồm các nội dung chính như sau:

- **Tìm hiểu, nghiên cứu các giải thuật máy học, đánh giá các mô hình để tìm ra mô hình phù hợp cho nhiệm vụ nhận dạng ung thư vú trên ảnh siêu âm**
 - + Nghiên cứu các tài liệu, bài báo khoa học, công trình nghiên cứu liên quan đến chủ đề nhận dạng ảnh siêu âm, chẩn đoán ung thư vú.
 - + Nghiên cứu các cấu trúc, mô hình CNN, FCN, EfficientNetV2.
 - + Nghiên cứu và áp dụng kỹ thuật tăng cường dữ liệu.
 - + Tìm hiểu các độ đo (ACC, AUC, MCC) và kỹ thuật đánh giá xác thực chéo phân tầng (Stratified Cross-Validation) để đánh giá hiệu suất phân loại của các mô hình, tìm ra mô hình đạt kết quả cao nhất.
- **Nghiên cứu nhiệm vụ phân vùng hình ảnh siêu âm với mục đích làm rõ khối u trên ảnh**
 - + Tìm hiểu các nghiên cứu liên quan trong lĩnh vực phân vùng hình ảnh y tế.
 - + Nghiên cứu và xây dựng mô hình Unet backbone EfficientNet phân vùng hình ảnh.
 - + Tìm hiểu độ đo IoU.
 - + Chạy thực nghiệm và đánh giá mô hình trên nhiều bộ siêu tham số khác nhau, tìm ra mô hình với bộ siêu tham số cho kết quả tốt nhất.
- **Tìm hiểu và sử dụng các công cụ, ngôn ngữ, công nghệ và thư viện hỗ trợ**
 - + Tìm hiểu công cụ Google Colab làm môi trường chạy các thực nghiệm đánh giá.
 - + Tìm hiểu công cụ soạn thảo Visual Studio Code.
 - + Sử dụng ứng dụng Xampp bao gồm hệ quản trị cơ sở dữ liệu MySQL.
 - + Nghiên cứu các ngôn ngữ lập trình website như HTML, CSS, Javascript, Python, các thư viện, template và framework hỗ trợ xây dựng giao diện web như Bootstrap, AdminLTE.
 - + Tìm hiểu Flask Framework tạo API cho website.
 - + Tìm hiểu các thư viện hỗ trợ máy học như: tensorflow, keras, opencv, numpy,...
- **Xây dựng website quản lý chẩn đoán ung thư vú trên ảnh siêu âm tích hợp các mô hình phân lớp và phân vùng đã được đào tạo**
 - + Nghiên cứu xây dựng và tích hợp mô hình phân lớp ảnh siêu âm vào hệ thống website.
 - + Nghiên cứu áp dụng mô hình phân vùng hình ảnh siêu âm, cho ra hình ảnh với khối u được làm rõ các chi tiết, hỗ trợ các bác sĩ chẩn đoán bệnh.
 - + Xây dựng hệ thống website quản lý các mô hình máy học và việc chẩn đoán bệnh của bệnh nhân.

1.6. Những đóng góp chính của đề tài

Tận dụng những tiên bộ của máy học nói chung và học sâu nói riêng trong phân lớp và phân vùng hình ảnh, nghiên cứu đã triển khai, đánh giá và tích hợp mô hình EfficientNetV2 cho nhiệm vụ phân lớp ảnh siêu âm với độ chính xác cao (ACC 0.77, AUC 0.804, MCC 0.619). Bên cạnh đó, mô hình Unet với backbone EfficientNet cũng làm tốt nhiệm vụ phân vùng khối u (IoU 0.916).

Tích hợp các mô hình lên website giúp các bác sĩ dễ dàng tiếp cận, hỗ trợ rất nhiều cho việc chẩn đoán bệnh. Qua đó, góp sức cho việc chẩn đoán sớm ung thư vú, việc phát hiện sớm căn bệnh nguy hiểm này sẽ giúp bệnh nhân được chăm sóc và điều trị kịp thời từ đó tăng cơ hội sống.

Về mặt khoa học, những kết quả trong nghiên cứu này đã được đề xuất viết một bài báo “**Breast Ultrasound Image Classification using EfficientNetV2 and Shallow Neural Network Architectures**” và nhận được sự chấp nhận cho trình bày tại Hội thảo quốc tế CISIS-2022 (The 16-th International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems), đồng thời sẽ được xuất bản trong Lecture Notes in Networks and Systems (LNNS) book series, được chỉ mục Scopus (hiện đang xếp hạng Scimago Q4).

1.7. Bố cục của luận văn

Bố cục của luận văn gồm 5 phần chính như sau:

1. Giới thiệu

Bao gồm các nội dung chi tiết sau:

- Đặt vấn đề
- Các nghiên cứu liên quan
- So sánh với các nghiên cứu liên quan
- Mục tiêu đề tài
- Đối tượng và phạm vi đề tài
- Nội dung đề tài
- Những đóng góp chính của đề tài
- Bố cục của luận văn

2. Mô tả bài toán

Bao gồm các nội dung chi tiết sau:

- Mô tả chi tiết bài toán
- Phân tích đánh giá các giải pháp liên quan đến bài toán

- Hướng tiếp cận giải quyết vấn đề, chọn lựa giải pháp của đề tài

3. Thiết kế và cài đặt giải pháp

Bao gồm các nội dung chi tiết sau:

- Kiến trúc tổng quát hệ thống
- Xây dựng các mô hình
- Giải pháp cài đặt

4. Kiểm thử và đánh giá

Bao gồm các nội dung chi tiết sau:

- Mục tiêu kiểm thử
- Kết quả kiểm thử

5. Kết luận và hướng phát triển

Bao gồm các nội dung chi tiết sau:

- Kết luận
- Hướng phát triển

1.8. Tổng kết chương

Trên đây là phần giới thiệu của đề tài, nêu lên vấn đề và tầm quan trọng của việc chẩn đoán ung thư vú qua ảnh siêu âm, tính cấp thiết của đề tài, tìm hiểu các nghiên cứu liên quan, cũng như đối tượng, phạm vi, nội dung, những đóng góp chính của đề tài và bố cục luận văn. Phần tiếp theo xin trình bày về bài toán và lựa chọn, đánh giá các giải pháp.

CHƯƠNG 2. MÔ TẢ BÀI TOÁN

2.1. Mô tả chi tiết bài toán

Đề tài “*Nghiên cứu và ứng dụng các mô hình máy học để chẩn đoán bệnh trên ảnh siêu âm*” với mục tiêu xây dựng một hệ thống quản lý và sử dụng các mô hình máy học hỗ trợ các y bác sĩ thực hiện chẩn đoán ung thư vú trên ảnh siêu âm.

Để thực hiện mục tiêu trên, nghiên cứu đã xây dựng và huấn luyện các mô hình EfficientNetV2 phân lớp và Unet cho nhiệm vụ phân vùng cho việc nhận dạng ung thư vú trên tập dữ liệu ảnh siêu âm. Tích hợp các mô hình vào website quản lý chẩn đoán bệnh với nhóm người dùng chính là bác sĩ và bác sĩ có quyền quản trị.

Hệ thống lưu trữ và quản lý các thông tin của bác sĩ như họ tên, ngày sinh, giới tính, số điện thoại, email, cùng với các thông tin về học vị, bằng cấp, chuyên ngành và nơi làm việc của các bác sĩ, những thông tin này sẽ do hệ thống yêu cầu người dùng nhập vào lúc tạo và quản lý tài khoản.

Các bác sĩ có thể thực hiện chẩn đoán bằng cách thêm bệnh nhân mới, cụ thể, bác sĩ sẽ nhập các thông tin của bệnh nhân như họ tên, giới tính, số điện thoại, địa chỉ, cùng với ảnh siêu âm của bệnh nhân vào website. Sau khi bác sĩ nhập vào ảnh siêu âm và chọn dự đoán, hệ thống sẽ chạy mô hình và trả về nhãn bệnh cùng hình ảnh phân vùng khối u từ ảnh siêu âm gốc, từ các kết quả này, các bác sĩ có thể tham khảo và đưa ra kết quả chẩn đoán của mình. Những thông tin của bệnh nhân và kết quả chẩn đoán sẽ được lưu lại để quản lý, thông tin bệnh nhân được thực hiện chẩn đoán có thể xem trong mục “Danh sách bệnh nhân”. Ngoài ra, bác sĩ cũng có thể cho vào hình ảnh phân vùng đúng của ảnh siêu âm gốc, để hệ thống tính toán và hiển thị ra kết quả IoU dựa trên độ trùng khớp của ảnh được phân vùng bởi mô hình của hệ thống và mask thực tế (ground truth mask).

Bác sĩ với quyền quản trị có quyền quản lý mô hình, bao gồm việc quản lý các thông tin của mô hình như tên, file json lưu trữ mô hình được huấn luyện, số samples và kết quả thực nghiệm trong quá trình đào tạo (train) và kiểm tra (test) và giá trị của các bộ siêu tham số. Mỗi mô hình thuộc một loại mô hình (phân lớp hoặc phân vùng) tương ứng với loại mô hình cũng sẽ có các độ đo đánh giá khác nhau, các bác sĩ dựa vào thông tin và kết quả đánh giá của từng mô hình để chọn mô hình phù hợp cho việc chẩn đoán bệnh. Ngoài ra, bác sĩ quản trị cũng sẽ chịu trách nhiệm cập nhật các dữ liệu danh mục như: học vị, bằng cấp, chuyên ngành. Các chức năng mà hệ thống cung cấp cho người dùng được trình bày cụ thể như sau:

- Với nhóm người dùng bác sĩ, có thể thực hiện các chức năng:
 - + Đăng nhập
 - + Đăng xuất
 - + Xem danh sách bệnh nhân

- + Xem thông tin bệnh nhân
- + Cập nhật thông tin bệnh nhân
- + Thêm bệnh nhân, trong đó bao gồm việc thực hiện chẩn đoán tự động bằng mô hình máy học được tích hợp sẵn
- Với nhóm người dùng là bác sĩ có quyền quản trị, ngoài các chức năng như bác sĩ thông thường, còn có các chức năng sau:
 - + Quản lý dữ liệu danh mục
 - + Quản lý mô hình
 - + Quản lý thông tin bác sĩ
 - + Thống kê

2.2. Hướng tiếp cận giải quyết vấn đề, chọn lựa giải pháp của đề tài

2.2.1. Dùng kỹ thuật máy học để phân lớp

Nhiệm vụ chính trong việc chẩn đoán bệnh qua hình ảnh là nhận dạng được nhãn hay tên bệnh hay còn gọi là phân lớp hình ảnh. Hiện nay đã có nhiều kiến trúc máy học được xây dựng cho nhiệm vụ phân lớp tự động và đạt được kết quả đáng kinh ngạc. Trong nghiên cứu này thực hiện xây dựng các kiến trúc từ những kiến trúc đã được áp dụng nhiều hiện nay như Fully Connected Neural Network, Convolutional Neural Network đến kiến trúc được đề xuất gần đây là EfficientNetV2.

Các kiến trúc được xây dựng với đầu vào (input) là hình ảnh siêu âm vú được đưa về kích thước 192 x 192 x 3 (color image), đầu ra (output) là nhãn của ảnh siêu âm bao gồm 3 lớp: bình thường, lành tính hoặc ác tính. Sau đó, các mô hình được huấn luyện trên tập dữ liệu ảnh siêu âm có áp dụng kỹ thuật tăng cường dữ liệu (data augmentation). Kỹ thuật xác thực chéo phân tầng (stratified cross-validation) được áp dụng với nhiều độ đo khác nhau: ACC, AUC, MCC để đánh giá những mô hình được xây dựng. Từ những kết quả thu được, chọn ra mô hình cho kết quả tốt nhất (trong nghiên cứu này là EfficientNet), tiếp đến, mô hình EfficientNetV2 được chạy thử nghiệm trên nhiều bộ siêu tham số khác nhau, trong đó bao gồm cả việc thay đổi kích thước ảnh nhằm tìm ra bộ siêu tham số phù hợp nhất cho bài toán, cũng như đánh giá tác động của việc thay đổi kích thước ảnh đối với hiệu suất phân lớp của mô hình.

2.2.2. Dùng kỹ thuật phân vùng để phân vùng ngữ nghĩa, phát hiện khối u

Nhiệm vụ thứ 2 là phân vùng ảnh siêu âm, làm rõ vùng khối u hỗ trợ các bác sĩ đưa ra chẩn đoán chính xác.

Trong nhiệm vụ này, nghiên cứu tìm hiểu và xây dựng kiến trúc Unet – một kiến trúc ra đời với mục đích phân vùng ảnh y khoa để phân vùng khối u trong ảnh siêu âm. Trong mô hình Unet, cần chọn ra một kiến trúc làm backbone chịu trách nhiệm trích xuất các đặc

trung ảnh đầu vào. Một backbone đủ tốt sẽ cải thiện hiệu suất phân vùng ảnh. Vì thế, đề tài thực hiện chạy thử nghiệm mô hình trên nhiều backbone khác nhau: VGG, DenseNet, Inception và các kiến trúc thuộc họ EfficientNet để tìm ra backbone tốt nhất cho mô hình Unet. Mục đích chính trong nhiệm vụ phân vùng là xây dựng được mô hình nhận vào ảnh siêu âm, trả ra hình ảnh được phân vùng ngữ nghĩa mà trong đó, khối u được đánh dấu. Việc đánh giá mô hình phân vùng được thực hiện bằng cách xác thực chéo với độ đo IoU. Mô hình đạt IoU cao nhất sẽ được lưu trữ và thực hiện các chẩn đoán phân vùng trên hệ thống website.

2.2.3. Lưu dữ liệu và mô hình vào cơ sở dữ liệu

Tập dữ liệu ảnh siêu âm được chia thành 2 phần: huấn luyện, đánh giá và được lưu trữ lại trong hệ thống. Việc huấn luyện mô hình trên CPU máy chủ (localhost) sử dụng tập dữ liệu huấn luyện hoàn toàn tách biệt với tập dữ liệu đánh giá, đảm bảo khách quan trong quá trình đánh giá thực nghiệm.

Các mô hình máy học đã huấn luyện sẽ được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu của hệ thống, trong đó bao gồm cả file mô hình xuất ra sau khi huấn luyện (file h5), những kết quả thực nghiệm (chỉ số IoU) và thông tin về giá trị siêu tham số của mô hình nhằm giúp cho người dùng dễ dàng quản lý cũng như lựa chọn khi thực hiện chẩn đoán.

Cơ sở dữ liệu được quản lý bằng hệ quản trị cơ sở dữ liệu MySQL tích hợp trong ứng dụng Xampp, cung cấp dữ liệu cho những truy xuất từ người dùng.

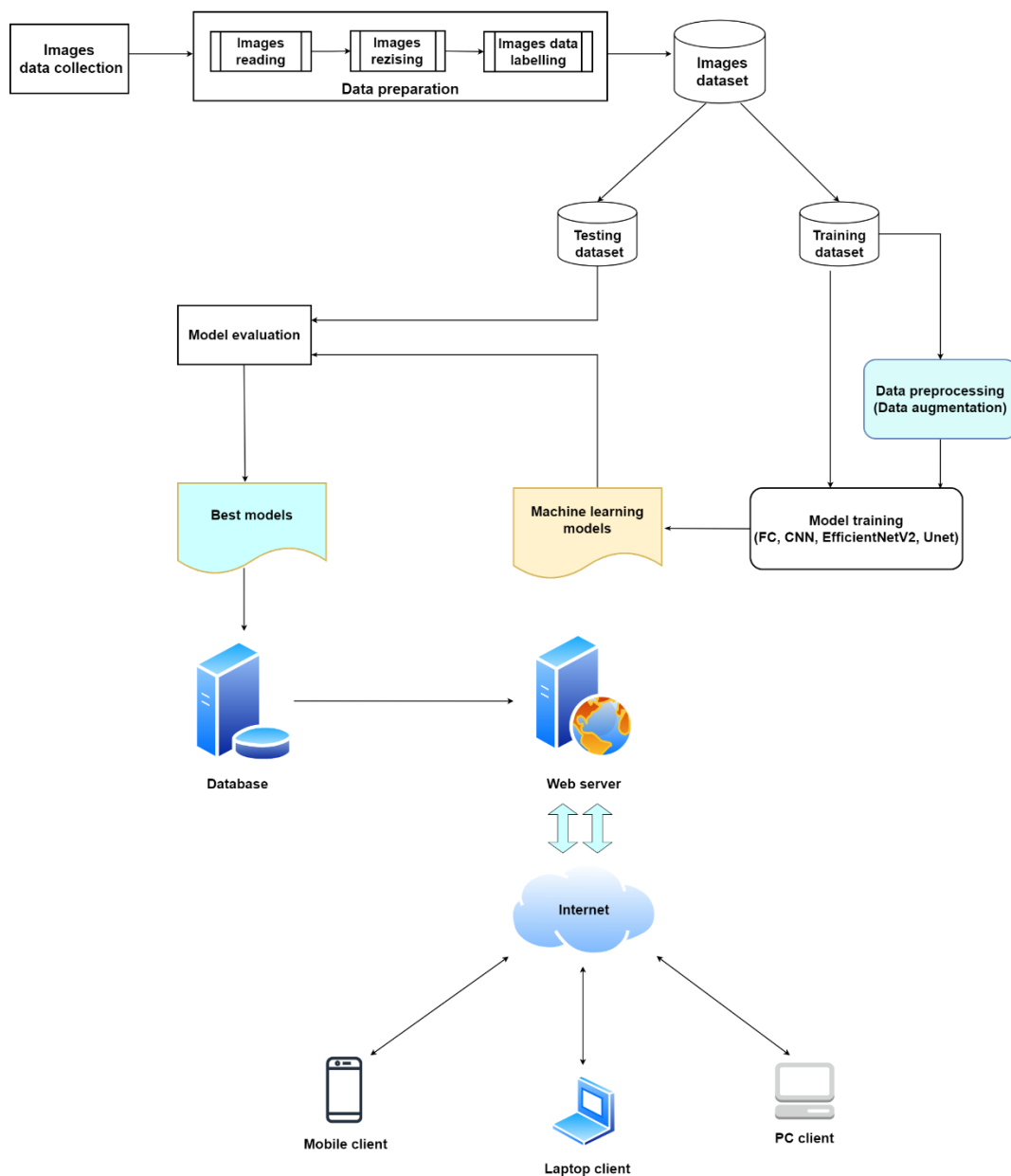
2.3. Tổng kết chương

Trên đây đã mô tả các đặc điểm, chức năng cũng như giải pháp đã thực hiện để xây dựng hệ thống chẩn đoán ung thư vú trên ảnh siêu âm. Chi tiết về giải pháp sẽ được trình bày trong phần sau.

CHƯƠNG 3. THIẾT KẾ VÀ CÀI ĐẶT GIẢI PHÁP

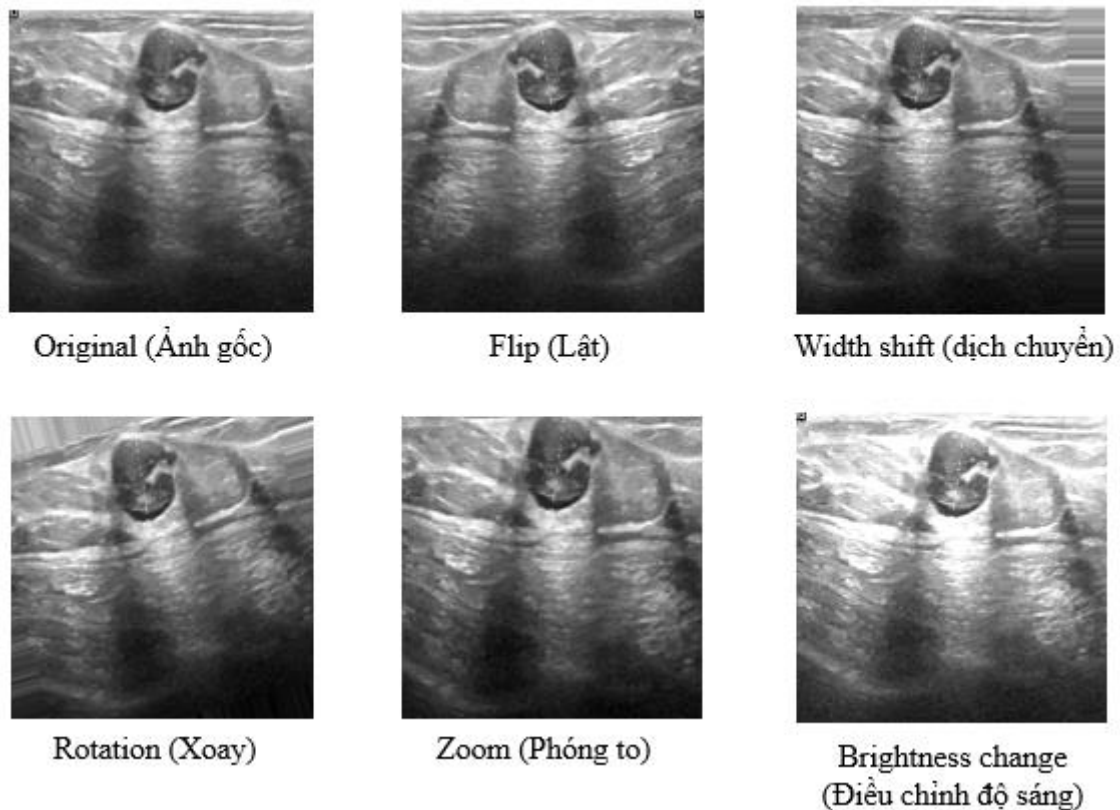
3.1. Kiến trúc tổng quát hệ thống

Trong phần này trình bày các kỹ thuật chính của hệ thống để phân lớp và phân vùng ảnh siêu âm vú với quy trình thực hiện của mô hình chẩn đoán được trình bày trong **Hình 3.1**. Đầu tiên, dữ liệu đầu vào của các mô hình được đọc từ tập dữ liệu ảnh siêu âm vú, sau đó thực hiện xử lý dữ liệu bằng cách thay đổi tập ảnh về cùng kích thước, đồng thời đầu ra là nhãn và ảnh được phân vùng cũng được lưu trữ lại với mục đích so sánh với kết quả dự đoán, đánh giá mô hình.



Hình 3.1: Kiến trúc tổng quan hệ thống

Có thể thấy, dữ liệu đang đóng vai trò ngày càng quan trọng trong xã hội công nghệ thông tin ngày càng phát triển. Trong lĩnh vực máy học, vai trò của dữ liệu càng không thể phủ nhận, để xây dựng một mô hình đạt kết quả tốt thì một tập dữ liệu đủ tốt là không thể thiếu. Để giải quyết vấn đề trên, người ta thường tìm cách thu thập thêm dữ liệu, tuy nhiên, việc này là không hề đơn giản thường gây tốn kém thời gian, công sức và tiền bạc. Vấn đề này đã được đề cập trong nghiên cứu "Data augmentation to improve deep learning in image classification problems" của Agnieszka Mikołajczyk và Michał Grochowski [16]. Chính vì thế, trong nghiên cứu này cũng sử dụng kỹ thuật tăng cường dữ liệu, cụ thể hơn nghiên cứu này sử dụng các kỹ thuật như điều chỉnh độ sáng, phóng to/ thu nhỏ, lật, xoay và dịch chuyển hình ảnh, minh họa trong **Hình 3.2** nhằm tăng số lượng mẫu trong tập dữ liệu.

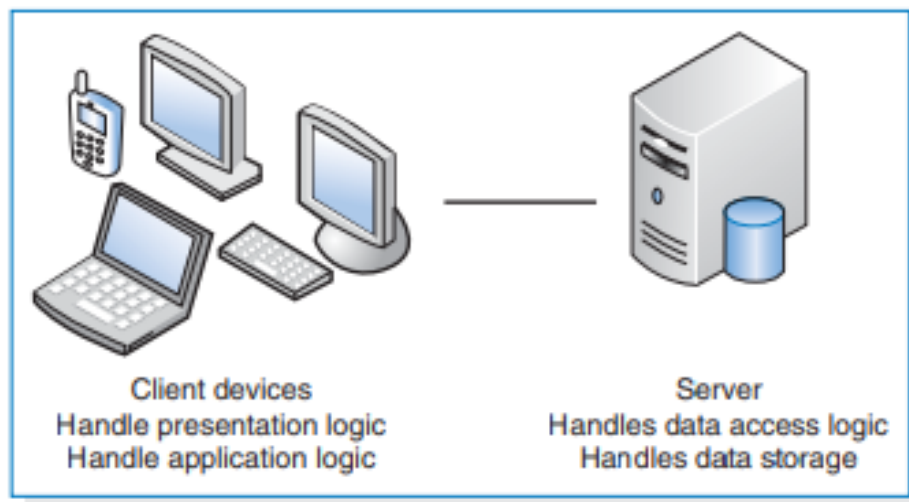


Hình 3.2: Ví dụ về những hình ảnh được tạo ra từ data augmentation

Tập dữ liệu sau khi xử lý được chia thành 2 phần với tỷ lệ 4 – 1 cho các quá trình huấn luyện (training) và đánh giá (testing) mô hình (training 4 – testing 1). Trong đó tập dữ liệu huấn luyện được áp dụng thêm kỹ thuật data augmentation được trình bày như trên nhằm cải thiện hiệu suất mô hình. Để đánh giá chính xác nhất hiệu suất của mô hình, nghiên cứu này thực hiện kỹ thuật đánh giá xác thực chéo 5 folds (stratified cross-validation 5 folds) trên nhiều độ đo khác nhau (ACC, AUC, MCC) để chọn ra giải thuật tốt nhất (trong nghiên cứu này là EfficientNetV2 cho phân lớp và Unet backbone EfficientNet cho phân vùng ảnh). Giải thuật được chọn sẽ được chạy thử nghiệm trên các bộ siêu tham số khác nhau để chọn ra mô hình với bộ siêu tham số cho kết quả tốt nhất.

Mô hình sau khi được huấn luyện sẽ được lưu trữ và tích hợp vào cơ sở dữ liệu của hệ thống web, hệ thống web được xây dựng theo kiến trúc client-server - một mô hình mạng máy tính phân tán bao gồm 2 thành phần chính là máy khách (client) và máy chủ (server) giao tiếp với nhau (xem minh họa ở **Hình 3.3**), cụ thể:

- Máy chủ (server): đóng vai trò lưu trữ dữ liệu của hệ thống, đồng thời là nơi xử lý các yêu cầu (request) được gửi đến từ máy khách và trả về response.
- Máy khách (client): có nhiệm vụ gửi các yêu cầu đến máy chủ và đợi câu trả lời gửi về.



Hình 3.3: Kiến trúc client-server [13]

Trong bài toán này, server được đặt trên localhost bao gồm hệ quản trị cơ sở dữ liệu MySQL được tích hợp trong ứng dụng Xampp.

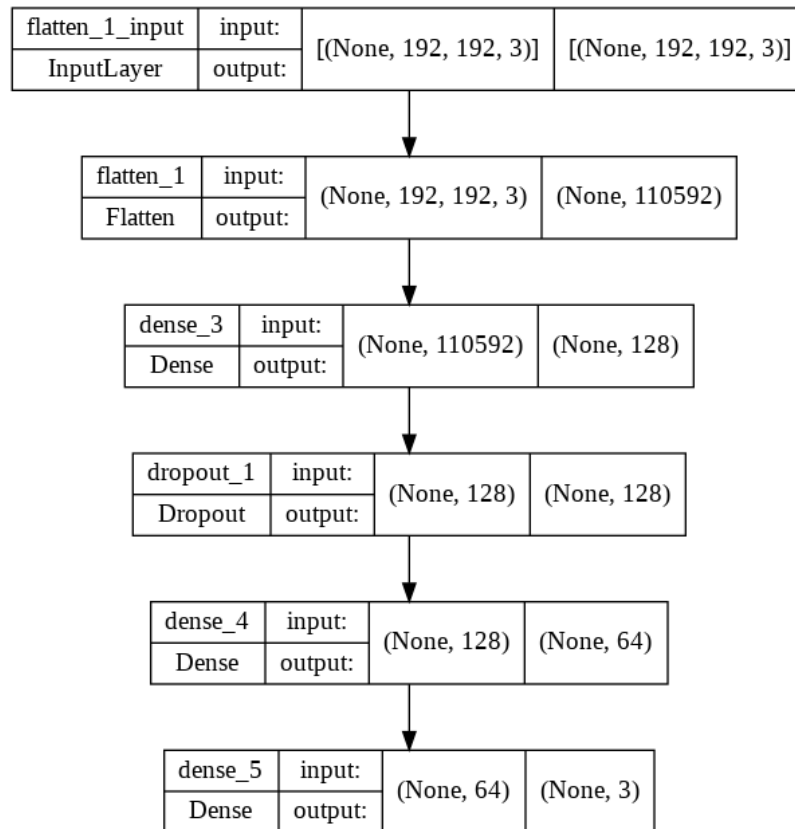
Client muốn truy cập được đến website thì cần có một trình duyệt web có kết nối internet, sau đó truy cập đến địa chỉ trang web của hệ thống thông qua một trình duyệt web thì có thể thực hiện các chức năng của hệ thống.

3.2. Xây dựng các mô hình

3.2.1. Kiến trúc Fully Connected Neural Network

Một mạng kết nối đầy đủ bao gồm các lớp mà trong đó, mỗi nơ-ron của một lớp kết nối đầy đủ với mọi nơ-ron của lớp kế. Ưu điểm của mạng kết nối đầy đủ là chúng “Structure agnostic” tức là không có giả định đặc biệt nào cần thiết với đầu vào của mạng. Với tính chất này, mạng kết nối đầy đủ có thể được áp dụng rộng rãi trong các lĩnh vực khác nhau của máy học, có thể ví dụ như phân lớp và phân đoạn hình ảnh tiêu biểu là nghiên cứu “Classification of Hyperspectral Images by Using Spectral Data and Fully Connected Neural Network” của DOKUR và các cộng sự [17] hay “Semantic Image

Segmentation with Deep Convolutional Nets and Fully Connected CRFs” của CHEN và nhóm nghiên cứu cho việc phân vùng ảnh [18].



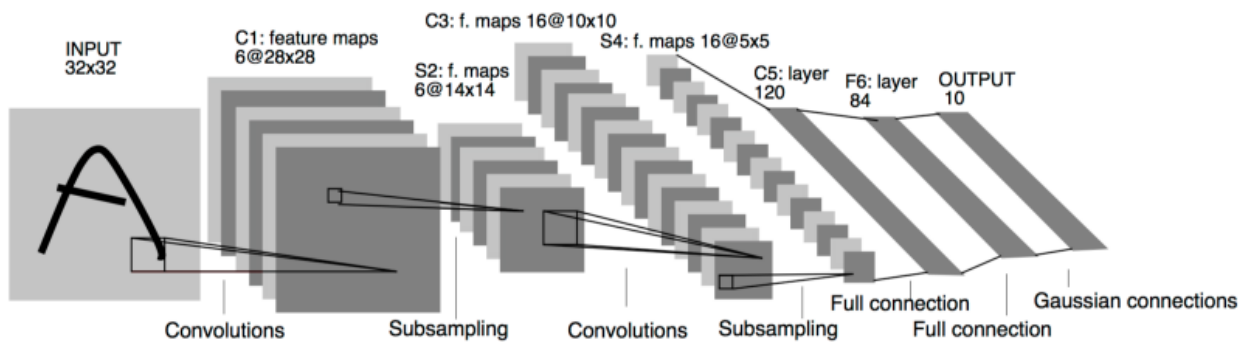
Hình 3.4: Kiến trúc mạng FCN sử dụng trong đề tài

Trong đề tài này sử dụng mô hình fully connected network với kích thước đầu vào là 192×192 , lớp Flatten để làm phẳng, và 3 lớp Dense (hay fully-connected layer) sử dụng hàm kích hoạt phi tuyến ReLU và Dropout: 0.1, kích thước đầu ra là 3 đại diện cho 3 lớp: normal, benign, malignant, kiến trúc được minh họa như **Hình 3.4**.

Tuy nhiên, chính tính chất “Structure agnostic” làm các fully connected networks có hiệu suất kém hơn các mạng đặc biệt được tinh chỉnh theo cấu trúc không gian của vấn đề. Vì vậy, nghiên cứu này đề xuất thêm các mô hình khác để áp dụng và so sánh trong bài toán phân loại ảnh siêu âm lần này.

3.2.2. Kiến trúc CNN

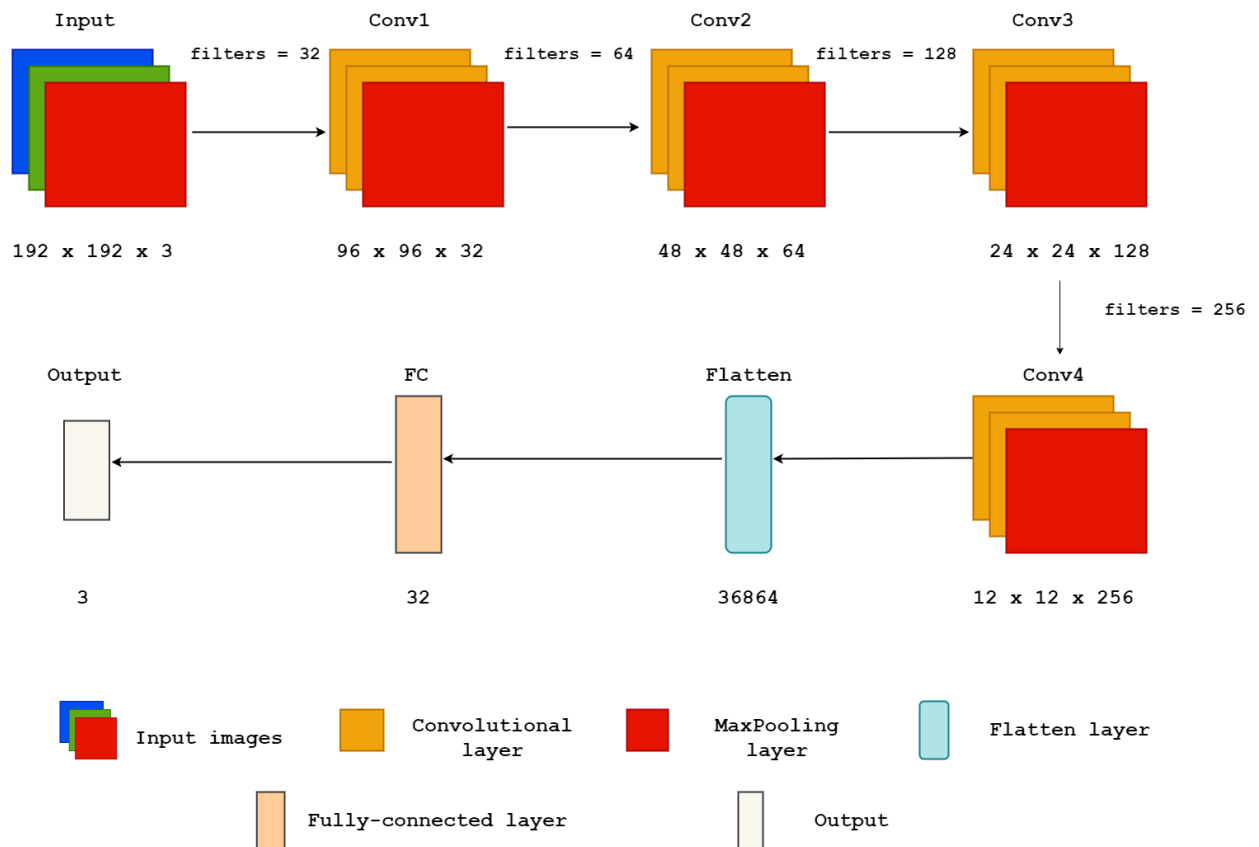
Mạng nơ-ron tích chập (CNN) được giới thiệu bởi LeCun và cộng sự [19] là một mạng nơ-ron sâu được sử dụng phổ biến bao gồm các lớp tích chập chồng lên nhau và sử dụng các hàm kích hoạt như hàm kích hoạt phi tuyến ReLU, Tanh hay Softmax (minh họa như **Hình 3.5**). Qua các lớp tích chập, hình ảnh sẽ được trích xuất các đặc điểm để sử dụng làm đầu vào cho lớp tiếp theo. Kiến trúc này cho phép CNN có ưu thế trong những bài toán có dữ liệu đầu vào là kiến trúc 2D, vì thế CNN được sử dụng nhiều trong các bài toán mà đầu vào là dữ liệu 2D, tiêu biểu là hình ảnh và bài toán phân loại ảnh. Trong thực tế đã có nhiều nghiên cứu áp dụng CNN trong phân loại ảnh và cho thấy kết quả tích cực [12] [20].



Hình 3.5: Cấu trúc của một mạng nơ-ron tích chập (CNN) [16]

Trong nghiên cứu này sử dụng kiến trúc CNN được mở rộng (**Hình 3.6**) với kích thước ảnh đầu vào 193 x 193 x 3 (color image).

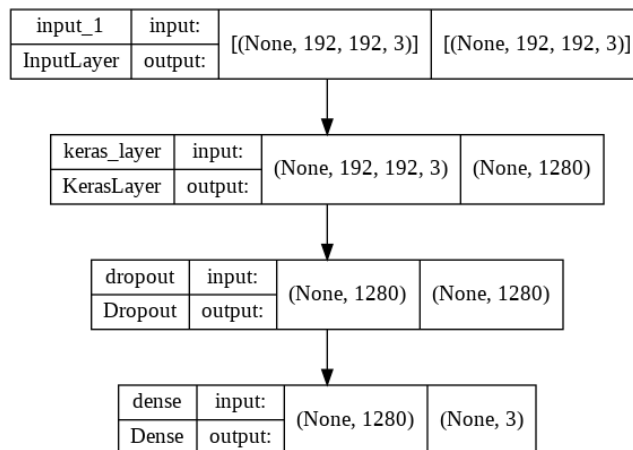
Kiến trúc CNN này bao gồm 4 lớp tích chập (Conv2D) theo sau là các lớp MaxPooling, lớp Flatten làm phẳng và lớp được kết nối đầy đủ (Fully-connected layer). Các lớp tích chập đóng vai trò trích xuất đặc trưng từ hình ảnh đầu vào. Các lớp tích chập trong nghiên cứu này chứa 32, 64, 128, 256 bộ lọc, với mỗi bộ lọc là ma trận số 3 x 3. Hàm Regularizer được sử dụng cho ma trận trọng số hạt nhân là “L2”. Lớp MaxPooling được sử dụng với mục đích giảm kích thước đầu vào nhưng vẫn giữ được các thuộc tính chính của hình ảnh. Mạng CNN với nhiều lớp tích chập sẽ tạo ra nhiều Future Map, sẽ có những lớp MaxPooling cho mỗi Future Map, theo sau những lớp phức hợp. Kế đến là Dense layer hoặc lớp được kết nối đầy đủ. Trong lớp được kết nối đầy đủ, mỗi nơ-ron nhận đầu vào từ tất cả nơ-ron của lớp trước. Hàm kích hoạt được sử dụng trong mô hình là Softmax. Hàm kích hoạt được sử dụng rộng rãi trong các bài toán phân loại sử dụng trình tối ưu hóa Adam [21], với tỷ lệ học tập (Learning Rate) 0.0005, sử dụng hàm mất mát “Categorical cross-entropy” tính toán tổn thất thực tế giữa nhãn dự đoán và nhãn thực tế. Mô hình được xây dựng với tổng số tham số là khoảng 1.5 triệu tham số.



Hình 3.6: Kiến trúc mạng nơ-ron tích chập (CNN) sử dụng trong nghiên cứu

3.2.3. Kiến trúc EfficientNetV2

EfficientNetV2 là một họ mạng phức hợp mới được xây dựng trên EfficientNetV1 [22] đã được giới thiệu bởi Mingxing Tan và Quoc V. Le trong [2]. EfficientNetV2 là một kiến trúc được đề xuất gần đây, bao gồm một nhóm các mô hình phân loại giúp mô hình có độ chính xác tốt hơn, kích thước nhỏ hơn và chạy nhanh hơn so với các mô hình trước đó. Qua thực nghiệm cho thấy, EfficientNetV2 đã được kiểm tra tính hiệu quả trên tập dữ liệu ImageNet [23] và đạt được độ chính xác top 1 là 85.7% với kích thước nhỏ hơn 6.8 lần và thời gian đào tạo nhanh hơn gấp 3 lần [2].



Hình 3.7: Cấu trúc các lớp của mô hình EfficientNetV2

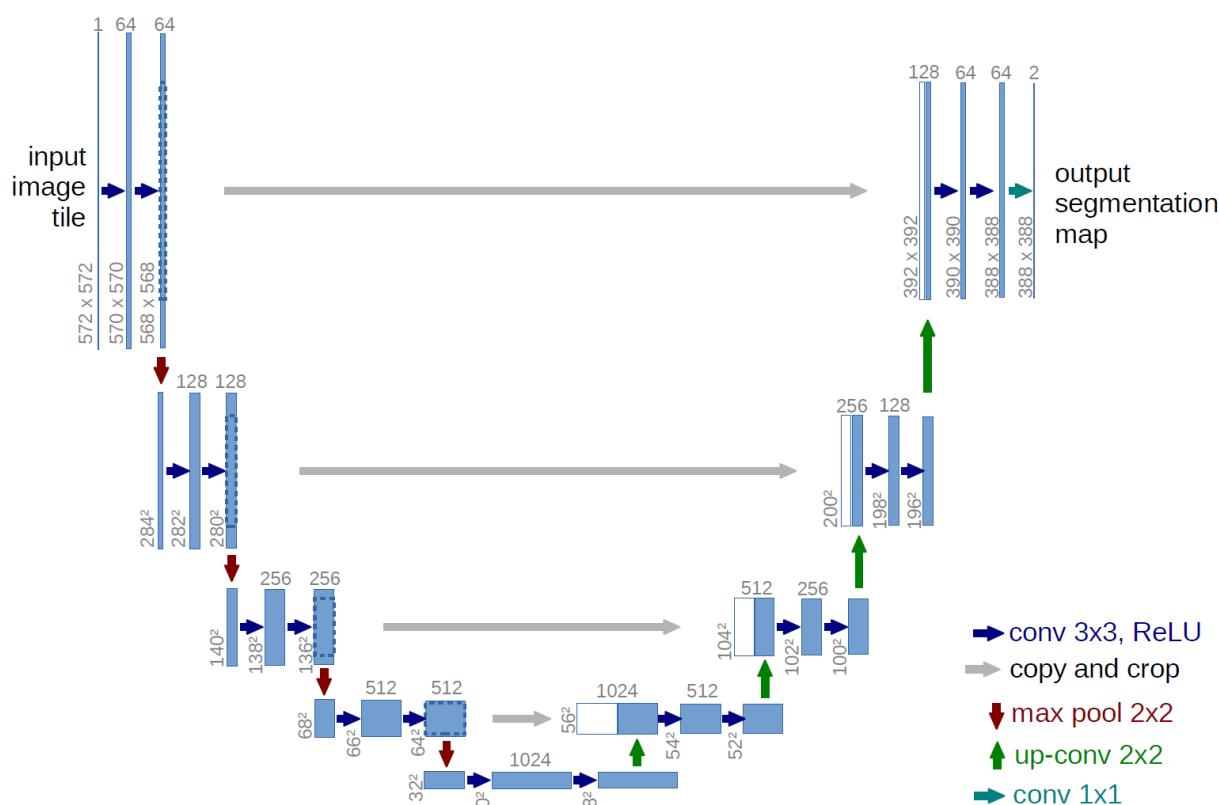
Mô hình EfficientNetV2 sử dụng trong nghiên cứu được đào tạo trước trên tập dữ liệu ImageNet21k, với kích thước đầu vào là tập các hình ảnh có kích thước $192 \times 192 \times 3$, hàm mất mát “Categorical crossentropy” với label smoothing 0.1, sử dụng trình tối ưu Adam và tốc độ học 0.0001, đầu ra là 3 lớp: bình thường, lành tính hoặc ác tính. Mô hình có tổng 5.9 triệu tham số với kiến trúc được mô tả trong **Hình 3.7**.

3.2.4. Kiến trúc Unet backbone EfficientNet

Unet là một kiến trúc được đề xuất bởi Olaf Ronneberger và các cộng sự [24] với mục đích phân vùng ảnh y khoa. Kiến trúc Unet thường được xây dựng bao gồm 2 nhánh là 2 phần: phần thu hẹp (contraction) và phần mở rộng (expansion) đối xứng nhau, tạo thành hình chữ U nên được gọi là Unet (minh họa ở **Hình 3.8**). Trong đó mỗi phần sẽ có vai trò riêng, cụ thể:

- Phần thu hẹp (Contraction): đóng vai trò như một trình mã hóa (Encoder) trích xuất các đặc trưng của hình ảnh. Khi đi qua phần thu hẹp, kích thước đầu vào (input) sẽ giảm dần song song với việc tăng dần về độ sâu.

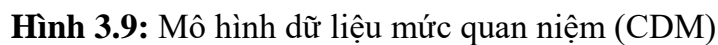
- Phần mở rộng (Expansion): mang nhiệm vụ giải mã (Decoder) với đầu vào là dữ liệu được mã hóa từ Encoder của phần thu hẹp, bên cạnh đó, do quá trình thu hẹp của Encoder có thể làm mất đi mối tương quan về vị trí trên ảnh nên quá trình Decoder được nhận thêm giá trị của các lớp đối xứng ở phần thu hẹp. Phần mở rộng thực hiện quá trình Upsampling tăng kích thước layer, đầu ra cuối cùng là một ảnh được phân vùng (segmentation map).



Hình 3.8: Kiến trúc Unet [24]

Backbone Unet là một mạng dùng để trích xuất các đặc trưng của hình ảnh trong phần thu hẹp. Các kiến trúc thường được sử dụng làm backbone là: ResNet, VGG, DenseNet, InceptionNet. Trong nghiên cứu này sử dụng EfficientNet cho nhiệm vụ trích xuất đặc trưng ảnh, lý do là vì EfficientNet là một kiến trúc mạng mới xuất hiện gần đây với hiệu suất được kiểm nghiệm tốt hơn so với các mô hình mạng nơ-ron tích chập khác khi cho độ chính xác cao, kích thước tham số nhỏ hơn và thời gian chạy nhanh hơn.

Để quản lý việc lưu trữ các mô hình máy học cũng như kết quả chẩn đoán của bệnh nhân, một cơ sở dữ liệu được xây dựng theo mô hình ở mức quan niệm được trình bày như **Hình 3.9**.



Mô hình dữ liệu trên được tham khảo từ nghiên cứu có liên quan của Phan Thị Minh Thảo và Nguyễn Thị Ngọc Chăm trong “Hệ thống hỗ trợ chẩn đoán bệnh phổi dựa trên ảnh X-quang” [25].

3.2.6. Mô hình dữ liệu mức luận lý (LDM)

Các bảng và thuộc tính của LDM được trình bày cụ thể dưới đây. Trong đó, khóa chính được biểu diễn dưới dạng gạch chân, khóa ngoại được in nghiêng.

- TINHTP (TINHTP_ID, TINHTP_TEN)

Mỗi tỉnh/thành phố sẽ có một mã định danh riêng (id) và tên tỉnh/thành phố đó. Id tỉnh/thành phố làm khóa chính.

- QUANHUYEN (QH_ID, *TINHTP_ID*, QH_TEN)

Mỗi quận/huyện sẽ được lưu với mã riêng, tên quận/huyện. Id quận/huyện làm khóa chính và id tỉnh/thành phố mà quận/huyện trực thuộc làm khóa ngoại.

- PHUONGXA (PX_ID, *QH_ID*, PX_TEN)

Mỗi phường/xã sẽ được lưu mã riêng cùng với tên phường/xã. Ngoài ra còn có mã quận/huyện mà phường/xã trực thuộc làm khóa ngoại.

- BENH (BENH_ID, BENH_TEN)

Mỗi bệnh sẽ có một id định danh riêng, tên bệnh đó. Mã bệnh đóng vai trò là khóa chính.

- BENHNHAN (BN_ID, *PX_ID*, BN_HOTEN, BN_GIOITINH, BN_NGAYSINH, BN_SĐT, BN_DIACHI)

Mỗi bệnh nhân sẽ được định danh bằng mã riêng, cùng với các thuộc tính như: họ tên, giới tính, ngày sinh, số điện thoại, địa chỉ. Mã bệnh nhân làm khóa chính và mã phường/xã làm khóa ngoại, để lưu trữ phường xã mà bệnh nhân sinh sống.

- DODO (DODO_ID, *LOAIMH_ID*, *ANHGOC_ID*, *MH_ID*, DODO_TEN)

Mỗi độ đo được phân biệt bằng mã riêng, hệ thống cũng lưu trữ tên độ đo đó. Mã độ đo làm khóa chính, mã loại mô hình, mã ảnh gốc và mã mô hình làm khóa ngoại.

- LOAIMOHINH (LOAIMH_ID, LOAIMH_TEN)

Mỗi loại mô hình sẽ được lưu mã riêng và tên loại mô hình đó. Mã loại mô hình làm khóa chính.

- MOHINH_BENH (*BENH_ID*, *MH_ID*)

Mô hình bệnh là bảng sinh ra từ kết nối của bảng Mô Hình và Bệnh, thông tin được lưu trữ là mã bệnh và mã mô hình. Mã bệnh và mã mô hình cùng làm khóa chính, mã bệnh và mã mô hình đồng thời cũng là khóa ngoại.

- GIATRISIEUTHAMSO (SIEUTHAMSO_ID, MH_ID, CT_GIATRI)

Giá trị siêu tham số sẽ được lưu mã định danh của siêu tham số, mã mô hình và chi tiết giá trị siêu tham số. Mã siêu tham số, mã mô hình làm khóa ngoại và cũng là khóa chính của bảng.

- MOHINH (MH_ID, LOAIMH_ID, MH_TEN, MH_PATH, SAMPLES_TRAIN, SAMPLES_TEST, RESULT_TRAIN, RESULT_TEST)

Mỗi mô hình sẽ được lưu mã mô hình riêng, tên mô hình, đường dẫn đến file mô hình, số lượng hình ảnh trong tập dữ liệu huấn luyện, số lượng hình ảnh trong tập dữ liệu đánh giá, kết quả huấn luyện và kết quả đánh giá. Trong đó, mã mô hình làm khóa chính và mã loại mô hình làm khóa ngoại.

- PHIENCHANDOAN (ANHGOC_ID, BN_ID, PCD_SO, PCD_NGAYGIO)

Phiên chẩn đoán sẽ được lưu mã ảnh gốc, mã bệnh nhân, số phiên chẩn đoán và ngày giờ phiên chẩn đoán. Mã ảnh gốc, mã bệnh nhân làm khóa chính, mã ảnh gốc và mã bệnh nhân cũng là các khóa ngoại được tham chiếu.

- ANHSIEUAM (ANHGOC_ID, NGÀYGIORHẬP, PATH_ANHGOC)

Ảnh siêu âm sẽ được lưu mã ảnh gốc riêng, ngày giờ nhập và đường dẫn lưu file ảnh gốc. Mã ảnh gốc làm khóa chính.

- SIEUTHAMSO (SIEUTHAMSO_ID, SIEUTHAMSO_TEN, SIEUTHAMSO_GHICHU)

Mỗi siêu tham số sẽ được gán một mã riêng, tên siêu tham số và ghi chú siêu tham số. Mã siêu tham số làm khóa chính.

- KQCD_MH (ANHGOC_ID, MH_ID, SEGMENTED_IMG_PATH, GROUND_TRUTH_IMG, TG_CHAY, IoU)

Kết quả chẩn đoán từ mô hình sẽ được lưu mã ảnh gốc, mã mô hình, đường dẫn của ảnh đã được phân vùng, đường dẫn của hình ảnh được phân vùng thực tế, thời gian chạy và độ đo IoU. Mã ảnh gốc và mã mô hình làm khóa chính cũng là khóa ngoại.

- NOICAPBANG (NCB_ID, PX_ID, NCB_TEN, NCB_DIACHI, NCB_EMAIL, NCB_SDT)

Mỗi nơi cấp bằng sẽ được lưu mã nơi cấp bằng, tên nơi cấp bằng, địa chỉ nơi cấp bằng, email và số điện thoại. Mã nơi cấp bằng làm khóa chính và mã phường/xã làm khóa ngoại.

- QUYEN (QUYEN_ID, QUYEN_TEN)

Mỗi quyền sẽ được lưu mã quyền riêng và tên quyền đó. Mã quyền làm khóa chính.

- BACSI (BS_ID, QUYEN_ID, NLV_ID, CK_ID, BS_HOTEN, BS_GIOITINH, BS_NGAYSINH, BS_DIACHI, BS_SDT, BS_MK)

Mỗi bác sĩ sẽ có một mã định danh riêng, họ tên, giới tính, ngày sinh, địa chỉ, số điện thoại và mật khẩu đăng nhập của bác sĩ. Mã bác sĩ làm khóa chính, mã quyền, mã nơi làm việc và mã chuyên khoa làm khóa ngoại.

- KQCD_BS (BS_ID, ANGGOC_ID, KETQUA_CD, NGAYGIO_CD, GHICHU_CD)

Kết quả chẩn đoán từ bác sĩ sẽ được lưu mã của bác sĩ chẩn đoán, mã ảnh siêu âm gốc, kết quả chẩn đoán, thời gian thực hiện chẩn đoán và ghi chú. Mã bác sĩ và mã ảnh siêu âm gốc làm khóa chính.

- BANGCAP (BANGCAP_ID, BS_ID, CN_ID, NCB_ID, SOHIEU, NGAYCAP, PATH)

Mỗi bằng cấp sẽ lưu mã bằng cấp riêng, số hiệu, ngày cấp bằng và đường dẫn đến hình ảnh của bằng cấp. Mã bằng cấp làm khóa chính, mã bác sĩ, mã chuyên ngành và mã nơi cấp bằng làm khóa ngoại.

- NOILAMVIEC (NLV_ID, NLV_TEN, NLV_DIACHI)

Mỗi nơi làm việc sẽ lưu mã nơi làm việc riêng, tên nơi làm việc và địa chỉ nơi làm việc. Mã nơi làm việc làm khóa chính.

- CHUYENKHOA (CK_ID, CK_TEN)

Mỗi chuyên khoa sẽ lưu mã chuyên khoa riêng và tên chuyên khoa đó. Mã chuyên khoa làm khóa chính.

- CHUYENNGANH (CN_ID, CN_TEN)

Mỗi chuyên ngành sẽ lưu mã chuyên ngành riêng và tên chuyên ngành đó. Mã chuyên ngành làm khóa chính.

Các ràng buộc tham chiếu được trình bày trong **Bảng 3.1**.

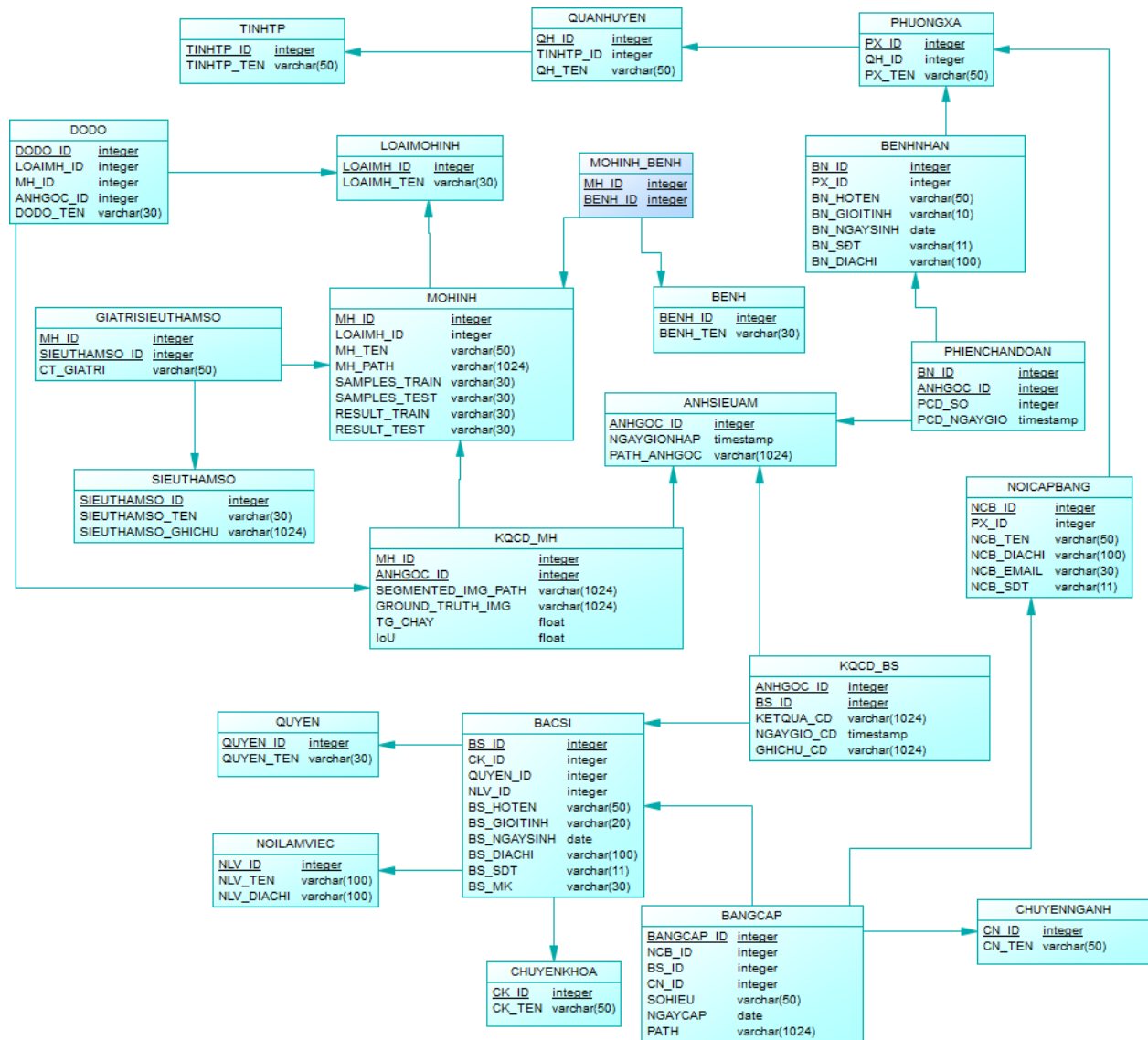
Bảng 3.1: Bảng ràng buộc tham chiếu

STT	Bảng con (Reference table)		Bảng cha (Primary table)
1	QUANHUYEN (TINHTP_ID)	→	TINHTP (TINHTP_ID)
2	PHUONGXA (QH_ID)	→	QUANHUYEN (QH_ID)
3	BENHNHAN (PX_ID)	→	PHUONGXA (PX_ID)
4	DODO (LOAIMH_ID)	→	LOAIMOHINH (LOAIMH_ID)
5	DODO (ANHGOC_ID)	→	ANHSIEUAM (ANHGOC_ID)
6	DODO (MH_ID)	→	MOHINH (MH_ID)

STT	Bảng con (Reference table)		Bảng cha (Primary table)
7	MOHINH_BENH (MH_ID)	→	MOHINH (MH_ID)
8	MOHINH_BENH (BENH_ID)	→	BENH (BENH_ID)
9	GIATRISIEUTHAMSO (SIEUTHAMSO_ID)	→	SIEUTHAMSO (SIEUTHAMSO_ID)
10	GIATRISIEUTHAMSO (MH_ID)	→	MOHINH (MH_ID)
11	MOHINH (LOAIMH_ID)	→	LOAIMOHINH (LOAIMH_ID)
12	PHIENCHANDOAN (ANHGOC_ID)	→	ANHSIEUAM (ANHGOC_ID)
13	PHIENCHANDOAN (BN_ID)	→	BENHNHAN (BN_ID)
14	KQCD_MH (ANHGOC_ID)	→	ANHSIEUAM (ANHGOC_ID)
15	KQCD_MH (MH_ID)	→	MOHINH (MH_ID)
16	NOICAPBANG (PX_ID)	→	PHUONGXA (PX_ID)
17	BACSI (QUYEN_ID)	→	QUYEN (QUYEN_ID)
18	BACSI (NLV_ID)	→	NOILAMVIEC (NLV_ID)
19	BACSI (CK_ID)	→	CHUYENKHOA (CK_ID)
20	KQCD_BS (BS_ID)	→	BACSI (BS_ID)
21	KQCD_BS (ANHGOC_ID)	→	ANHSIEUAM (ANHGOC_ID)
22	BANGCAP (BS_ID)	→	BACSI (BS_ID)
23	BANGCAP (CN_ID)	→	CHUYENNGANH (CN_ID)
24	BANGCAP (NCB_ID)	→	NOICAPBANG (NCB_ID)

3.2.7. Mô hình dữ liệu mức vật lý (PDM)

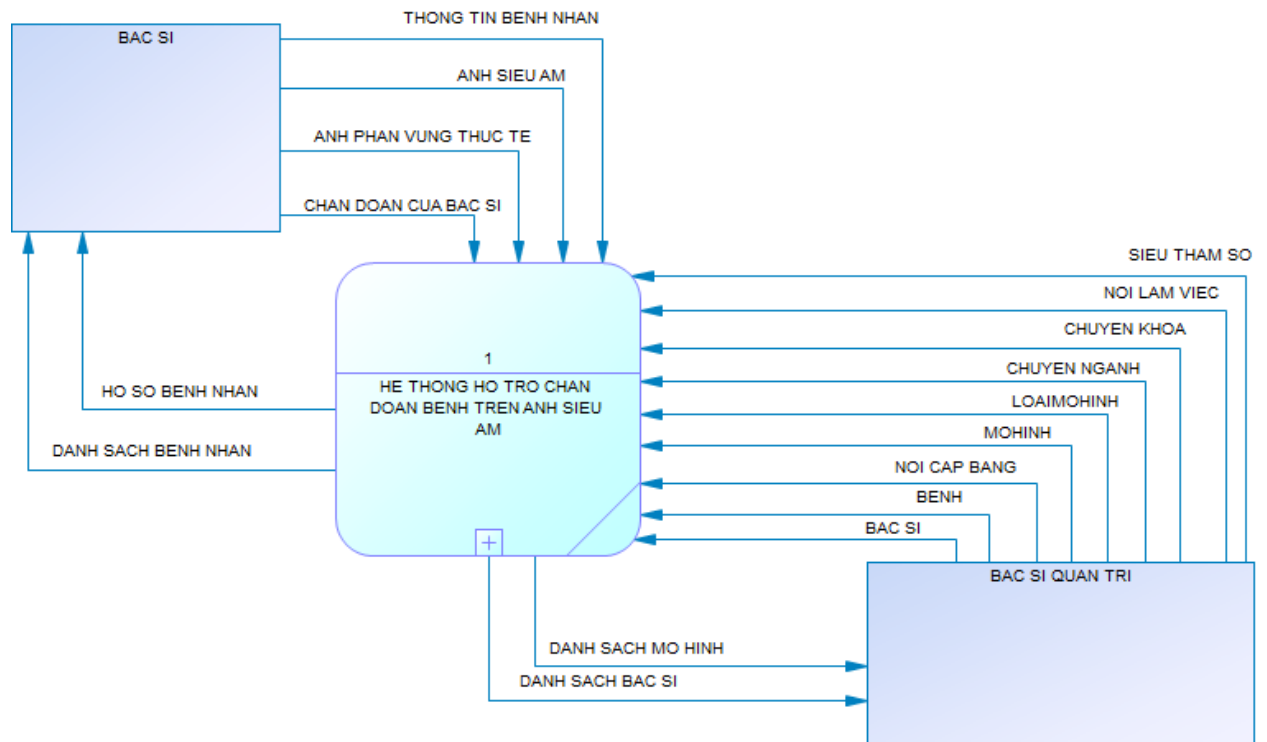
Mô hình dữ liệu mức vật lý, bao gồm kiểu dữ liệu của các bảng trong cơ sở dữ liệu được lưu trữ trong hệ thống được mô tả trong **Hình 3.10**.



Hình 3.10: Mô hình dữ liệu mức vật lý (PDM)

3.2.8. Lưu đồ dòng dữ liệu mức ngữ cảnh (DFD Cấp 0)

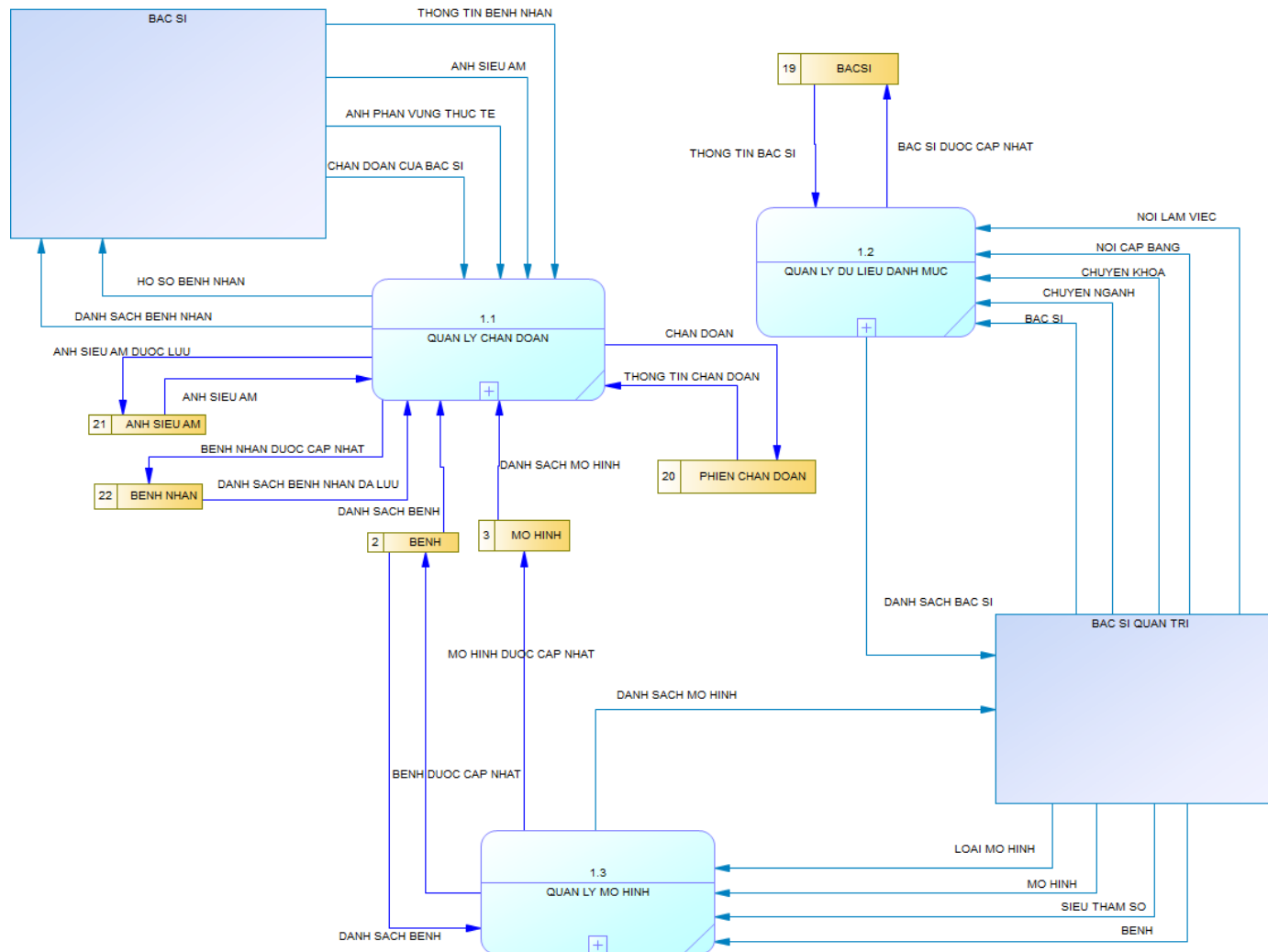
Lưu đồ dòng dữ liệu mức ngữ cảnh của hệ thống được mô tả qua **Hình 3.11**.



Hình 3.11: Lưu đồ dòng dữ liệu mức ngữ cảnh (DFD Cấp 0)

3.2.9. Lưu đồ dòng dữ liệu cấp 1 (DFD Cấp 1)

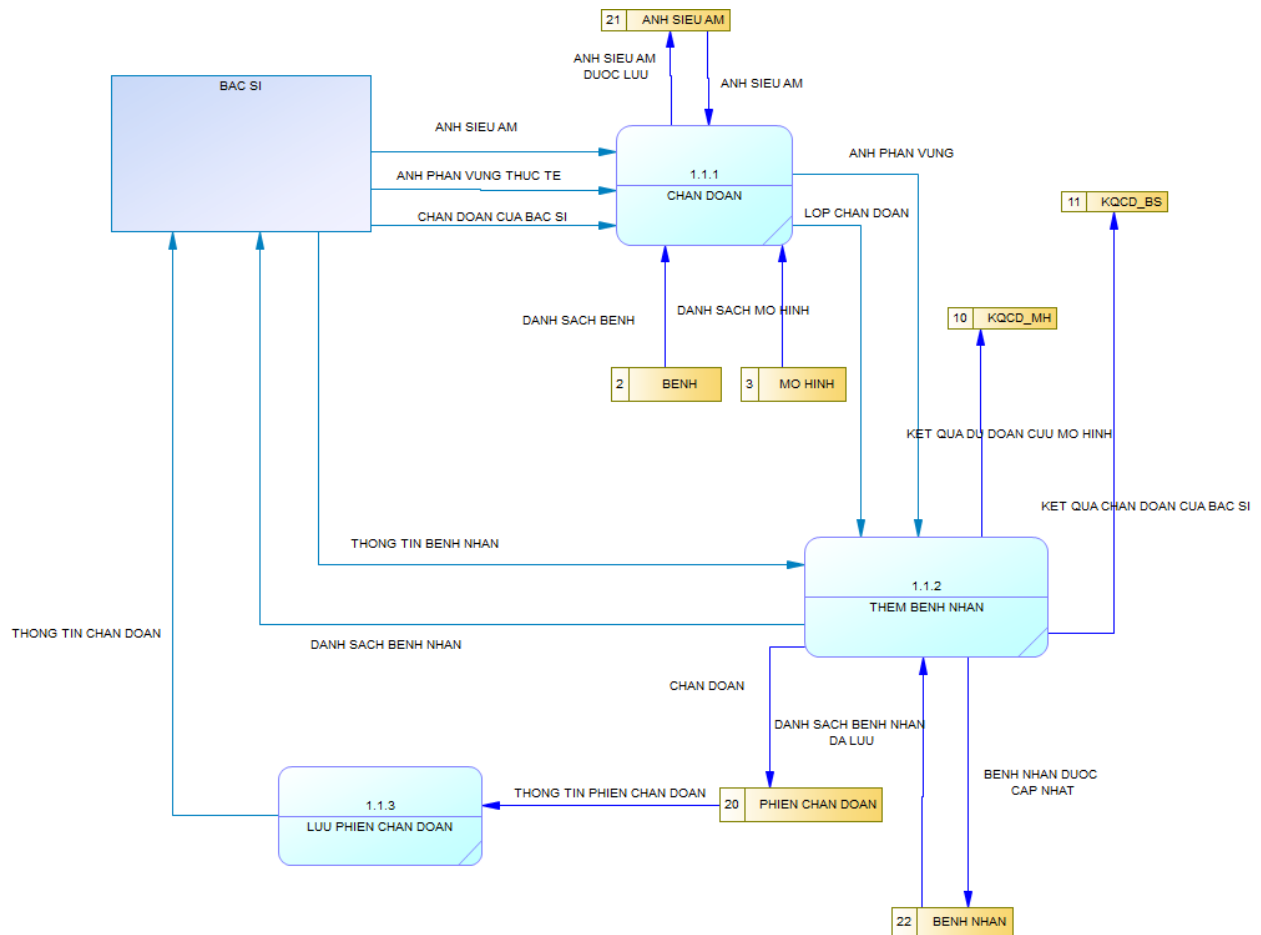
Lưu đồ dòng dữ liệu cấp 1 (DFD Cấp 1) được mô tả như **Hình 3.12** dưới đây.



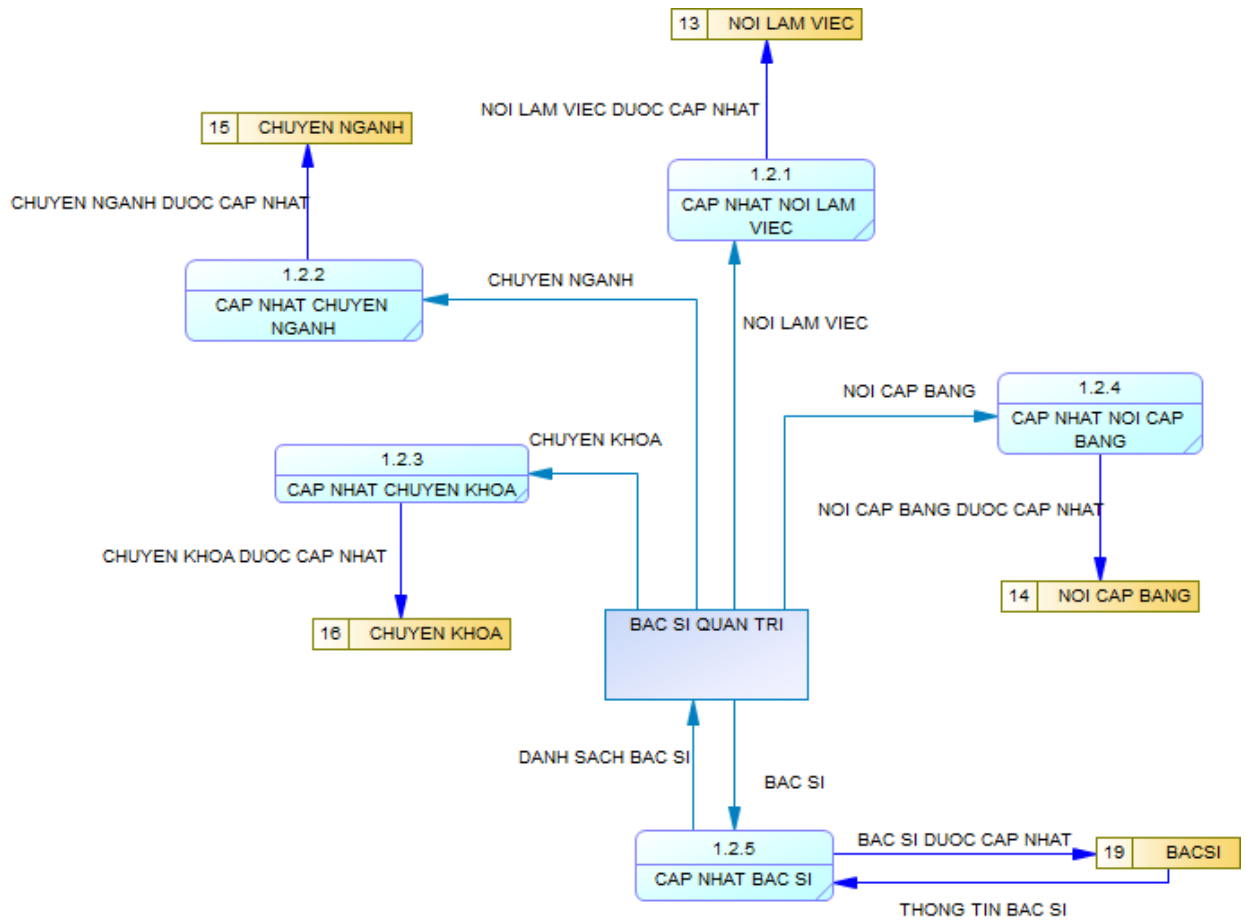
Hình 3.12: Lưu đồ dòng dữ liệu cấp 1 (DFD cấp 1)

3.2.10. Lưu đồ dòng dữ liệu cấp 2 (DFD Cấp 2)

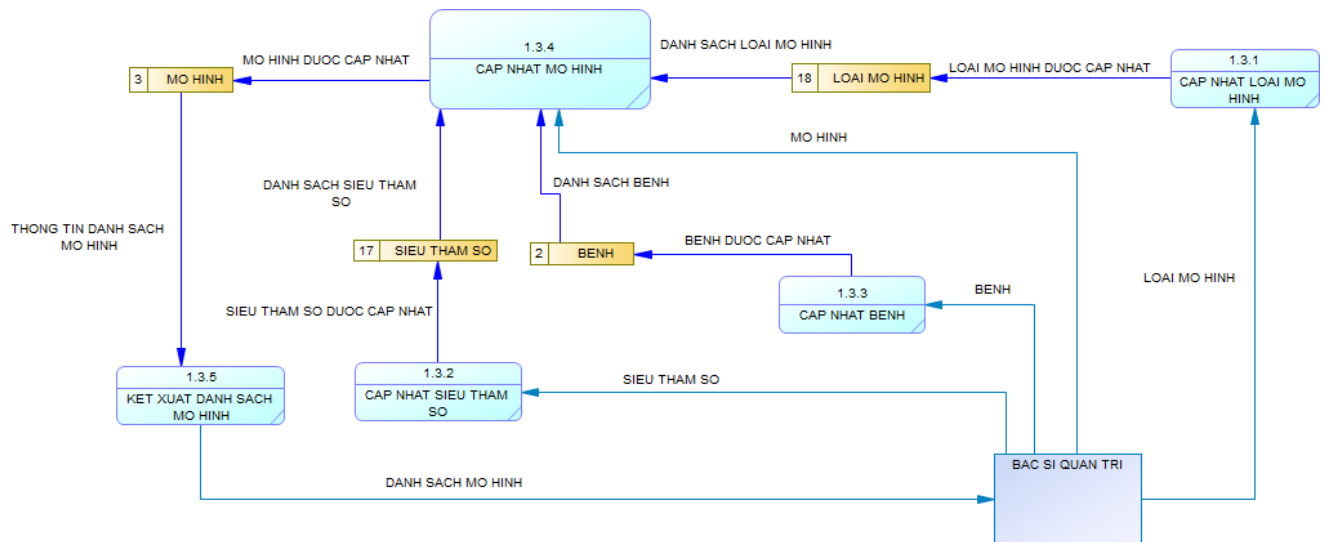
DFD cấp 2 phân rã các ô xử lý: Quản lý chẩn đoán (**Hình 3.13**), Quản lý dữ liệu danh mục (**Hình 3.14**) và Quản lý mô hình (**Hình 3.15**) được trình bày như sau:



Hình 3.13: DFD cấp 2 phân rã ô xử lý Quản lý chẩn đoán



Hình 3.14: DFD cấp 2 phân rã ô xử lý Quản lý dữ liệu danh mục



Hình 3.15: DFD cấp 2 phân rã ô xử lý Quản lý mô hình

Lưu đồ dòng dữ liệu trên có sự tham khảo từ nghiên cứu của Phan Thị Minh Thảo và Nguyễn Thị Ngọc Chăm trong “Hệ thống hỗ trợ chẩn đoán bệnh phổi dựa trên ảnh X-quang” [25].

3.3. Giải pháp cài đặt

Hệ thống được xây dựng và cài đặt theo mô hình client-server, cụ thể được trình bày như sau:

Máy tính localhost được xem như máy chủ (server), là nơi thực hiện huấn luyện tạo ra các mô hình chẩn đoán, lưu trữ cơ sở dữ liệu, các mô hình đã huấn luyện và thực hiện tiếp nhận các yêu cầu (request) được gửi đến từ máy khách (client), xử lý sau đó trả về kết quả (response) cho người dùng. Client là máy khách thực hiện gửi các yêu cầu đến máy chủ và nhận các kết quả trả về.

Trong hệ thống, các kiến trúc của mô hình dự đoán được xây dựng trên ngôn ngữ lập trình Python, cho nên về cơ bản, máy chủ của hệ thống cần cài đặt Python cùng các thư viện hỗ trợ cho việc xây dựng các mô hình máy học như: tensorflow của Google, keras, opencv, numpy,... Cùng với đó, hệ thống sử dụng server Apache và hệ quản trị cơ sở dữ liệu MySQL để lưu trữ CSDL được mô tả ở mức quan niệm (CDM) như **Hình 3.9**, và mức luận lý (LDM) ở mục 3.2.6. Apache và MySQL được tích hợp sẵn trong ứng dụng Xampp.

Trang web của hệ thống được xây dựng bởi các ngôn ngữ, thư viện và Framework hỗ trợ: HTML, CSS, Javascript, cùng với Bootstrap và Bootstrap template AdminLTE nhằm xây dựng phần giao diện của hệ thống với mục tiêu tạo ra một trang web đẹp mắt, trực quan, dễ sử dụng. Về phần backend, do website tích hợp chạy các mô hình máy học chẩn đoán bệnh, một Python Framework là Flask được sử dụng để tạo API, trả về các kết quả chẩn đoán từ mô hình máy học đã được đào tạo và lưu trữ ở server.

Về phía client, để có thể sử dụng được hệ thống, người dùng cần có một trình duyệt web, có thể là: Google Chrome, Microsoft Edge, Cốc Cốc, Firefox,... hoặc bất cứ trình duyệt nào có thể kết nối đến địa chỉ của hệ thống.

3.4. Tổng kết chương

Trên đây đã trình bày kiến trúc tổng thể của hệ thống, mô tả cách hệ thống làm việc, cùng với cơ sở dữ liệu được lưu trữ trong hệ thống và cách cài đặt hệ thống.

CHƯƠNG 4. KIỂM THỬ VÀ ĐÁNH GIÁ

4.1. Mục tiêu kiểm thử

Mục tiêu của việc kiểm thử là đánh giá hiệu suất của các mô hình máy học hỗ trợ chẩn đoán ung thư vú, đồng thời kiểm tra khả năng hoạt động của các chức năng chính trên website hệ thống, qua đó đánh giá khách quan tính thực dụng và các đóng góp thực tế có thể đạt được của hệ thống. Trong phần này sẽ trình bày các kịch bản kiểm thử 2 vấn đề chính của nghiên cứu:

- Kiểm thử tính chính xác của mô hình phân lớp EfficientNetV2 nhận dạng ung thư vú và khả năng phân vùng khối u dựa trên ảnh siêu âm của mô hình Unet.
- Kiểm thử hoạt động của website, kiểm tra khả năng thực hiện các chức năng chính như quản lý mô hình, chẩn đoán bệnh qua ảnh siêu âm của hệ thống.

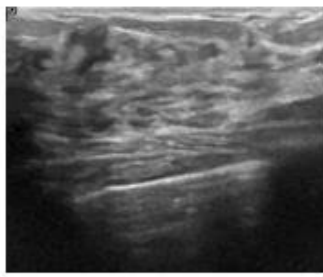
4.2. Kịch bản kiểm thử các mô hình phân lớp và phân vùng ảnh siêu âm

4.2.1. Mô tả tập dữ liệu

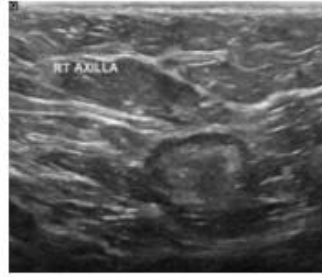
Trong đề tài này, việc nghiên cứu và huấn luyện mô hình được thực hiện trên tập dữ liệu ung thư vú thu thập từ Trung tâm Thông tin Công nghệ sinh học Quốc gia Hoa Kỳ (National Center for Biotechnology Information - NCBI), dữ liệu thu thập năm 2018, bao gồm 780 ảnh siêu âm ngực của 600 phụ nữ ở độ tuổi từ 25 đến 75 [26]. Tất cả ảnh đều thuộc định dạng PNG, trong đó có 133 ảnh ở lớp bình thường, 437 lành tính và 210 ảnh thuộc lớp ác tính (**Bảng 4.1**). Kích thước ảnh không đồng đều với kích thước trung bình là 500 x 500 pixels, tập ảnh bao gồm nhiều hình ảnh có kích thước khác nhau nên đòi hỏi việc thay đổi kích thước ảnh về cùng cỡ trước khi đưa vào mô hình huấn luyện. Mẫu hình ảnh của các lớp được minh họa trong **Hình 4.1**.

Bảng 4.1: Số lượng samples ở mỗi lớp của tập dữ liệu Breast cancer

<i>Class (Lớp)</i>	<i>Samples (Số lượng ảnh)</i>
<i>Normal (Bình thường)</i>	133
<i>Malignant (Ác tính)</i>	210
<i>Benign (Lành tính)</i>	437
<i>Total (Tổng)</i>	780



Normal (Bình thường)



Malignant (Ác tính)



Benign (Lành tính)

Hình 4.1: Samples của các lớp trong tập dữ liệu

Trong nghiên cứu này, tập dữ liệu gốc được xử lý bằng cách đưa tất cả ảnh về kích thước 192 x 192 x 3, đồng thời lưu trữ lại nhãn của lớp làm đầu ra cho mô hình phân lớp, và masks cho mô hình phân vùng. Sau đó áp dụng kỹ thuật tăng cường dữ liệu và chia thành các tập dữ liệu phục vụ cho việc huấn luyện và đánh giá xác thực chéo mô hình.

4.2.2. Môi trường thực nghiệm

Nghiên cứu được thực hiện dựa trên nền tảng ngôn ngữ lập trình Python sử dụng các thư viện mã nguồn mở hỗ trợ cho các mô hình machine learning (máy học) như: Tensorflow của Google, cùng với Keras - một mã nguồn mở cho mạng nơ-ron hỗ trợ chạy mô hình trên cả CPU và GPU. Đề tài được thực nghiệm trên 2 môi trường khác nhau, cụ thể:

- Quá trình xây dựng kiến trúc của các mô hình, đồng thời thực hiện đánh giá chọn lọc mô hình tốt nhất được thực hiện trên Google Colab (Google Colaboratory), một sản phẩm của dự án Google Research với mục đích hỗ trợ chạy code Python trực tiếp thông qua trình duyệt web, phù hợp cho việc nghiên cứu máy học, phân tích dữ liệu và giáo dục.
- Nhiệm vụ huấn luyện mô hình để sử dụng trong hệ thống web cũng như việc xây dựng website chẩn đoán bệnh được thực hiện trên Windows 10, CPU: 2 cores, RAM: 8Gb, với điều kiện máy đã được cài đặt Python và các thư viện hỗ trợ.

4.2.3. Cơ sở đánh giá

Đề tài xây dựng và đánh giá 2 loại mô hình khác nhau: phân lớp và phân vùng ảnh, trong đó, mỗi loại mô hình sẽ được đánh giá trên các độ đo khác nhau. Cụ thể, đối với mô hình phân lớp, nghiên cứu thực hiện đánh giá trên 3 độ đo: ACC, AUC và MCC, đối với mô hình phân vùng, IoU được sử dụng để đánh giá hiệu suất. Chi tiết về các độ đo được trình bày bên dưới.

- **Accuracy (ACC):** độ chính xác, là tỷ lệ giữa số mẫu dữ liệu (trong nghiên cứu này là ảnh siêu âm) được dự đoán chính xác trên tổng số mẫu dữ liệu thực hiện dự đoán.

$$Accuracy = \frac{TN + TB + TM}{Total\ samples} \quad (1)$$

Trong đó:

- True Normal (TN): số lượng hình ảnh thuộc lớp Normal được phân đúng vào lớp Normal.
 - True Benign (TB): số lượng hình ảnh thuộc lớp Benign được phân đúng vào lớp Benign.
 - True Malignant (TM): số lượng hình ảnh thuộc lớp Malignant được phân đúng vào lớp Malignant.
 - Total samples: tổng số lượng hình ảnh kiểm thử.
- **AUC (Area Under The Curve):** AUC là một độ đo biểu diễn hiệu suất phân loại của mô hình, AUC có giá trị từ 0 đến 1, một mô hình dự đoán sai 100% có AUC bằng 0.0, một mô hình dự đoán đúng 100% có AUC bằng 1.0. AUC càng lớn, mô hình càng tốt.
- **MCC (Matthews Correlation Coefficient):** hệ số tương quan Matthews, dùng để đánh giá phẩm chất của một mô hình phân loại, được giới thiệu bởi Brian W. Matthews vào năm 1975 [27]. MCC là một hệ số tương quan giữa kết quả dự đoán của mô hình phân lớp và giá trị thực tế. MCC có giá trị dao động trong khoảng từ -1 đến +1, trường hợp $MCC = +1$ biểu thị cho mô hình phân loại hoàn hảo và chính xác tuyệt đối, $MCC = 0$ cho thấy mô hình vô dụng (tương tự như việc phán đoán ngẫu nhiên), $MCC = -1$ thể hiện việc mô hình dự đoán sai tuyệt đối so với thực tế.
- **Confusion Matrix:** ma trận lỗi hay ma trận nhầm lẫn, là một phương pháp đo lường phổ biến và được sử dụng rộng rãi trong các bài toán phân lớp, confusion matrix thường được biểu diễn dưới dạng bố cục bảng giúp cho việc hình dung hiệu suất của một mô hình phân lớp. Ma trận lỗi biểu diễn số lần xuất hiện của các lớp trong thực tế và số lần xuất hiện của các lớp được dự đoán. Một confusion matrix biểu diễn cho hiệu suất của mô hình phân lớp trong nghiên cứu này được biểu diễn tương tự như **Bảng 4.2**.

Bảng 4.2: Mẫu của một Confusion matrix

Predicted Class	Actual Class		
	Normal	Benign	Malignant
Normal	TN	FB	FM
Benign	FN	TB	FM
Malignant	FN	FB	TM

Trong đó:


- True Normal (TN): số lượng hình ảnh thuộc lớp Normal được phân đúng vào lớp Normal.
 - True Benign (TB): số lượng hình ảnh thuộc lớp Benign được phân đúng vào lớp Benign.
 - True Malignant (TM): số lượng hình ảnh thuộc lớp Malignant được phân đúng vào lớp Malignant.
 - False Normal (FN): số lượng hình ảnh không thuộc lớp Normal được phân vào lớp Normal.
 - False Benign (FB): số lượng hình ảnh không thuộc lớp Benign được phân vào lớp Benign.
 - False Malignant (FM): số lượng hình ảnh không thuộc lớp Malignant được phân vào lớp Malignant.
- **Intersection over Union (IoU):** IoU là độ đo được sử dụng để tính toán độ chính xác trung bình trong một bài toán nhận dạng thực thể.

Trong một bài toán máy học, người ta thường đánh giá qua độ đo độ chính xác (ACC), tuy nhiên trong một bài toán nhận dạng thực thể, độ đo này không còn phù hợp. Lý do là vì ACC được tính toán dựa vào tỷ lệ giữa các pixel dự đoán đúng trên tổng số pixel, mà trong bài toán phân vùng ảnh, giả sử ảnh phân vùng chính xác có lớp dự đoán mang kích thước nhỏ, chỉ cần mô hình trả ra một ảnh có kích thước nền toàn đen thì độ chính xác là rất cao, nhưng tính thực dụng là không có.

IoU được tính dựa trên phép giao (Intersection) và phép hợp (Union). IoU có giá trị bằng tỉ lệ giữa diện tích phần chồng lên nhau (area of overlap) của hộp giới hạn dự đoán (predicted bounding box) và hộp giới hạn thực tế (ground-truth bounding box) trên diện tích phân hợp (area of union) (minh họa trong **Hình 4.2**).

IoU có giá trị từ 0 đến 1, IoU có giá trị càng lớn thì mô hình càng tốt. Trong đó, IoU bằng 0 cho thấy không có sự trùng khớp giữa dự đoán và thực tế, IoU bằng 1 chứng minh kết quả dự đoán hoàn toàn trùng khớp, mô hình dự đoán hoàn hảo.

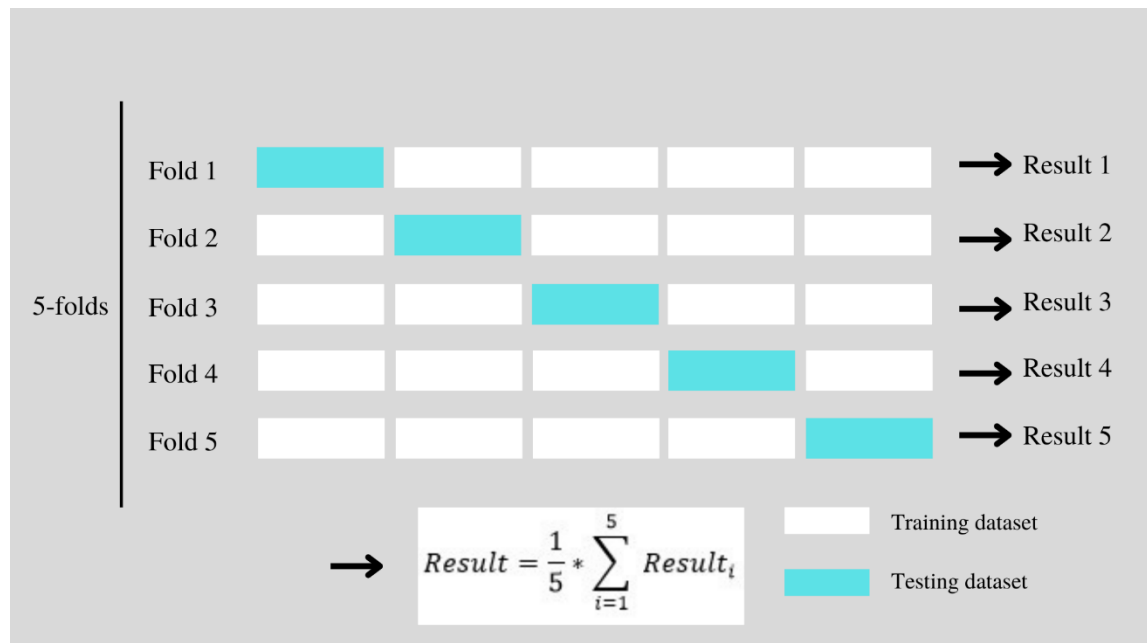
$$IoU = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}} \quad (2)$$

$$IoU = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}}$$


Hình 4.2: Minh họa công thức tính IoU [26]

4.2.4. Kết quả thực nghiệm

Để đánh giá hiệu suất của các mô hình chẩn đoán, nghiên cứu thực hiện phương thức xác thực chéo phân tầng 5 folds (stratified cross validation 5-folds). Trong đó, tập dữ liệu được xáo trộn và chia thành 5 phần, 4 phần được dùng cho mục đích huấn luyện mô hình, phần còn lại để đánh giá hiệu quả của mô hình. Quá trình này được lặp lại 5 lần, kết quả của đánh giá dựa trên giá trị trung bình của 5 lần lặp (minh họa ở **Hình 4.3**). Phương pháp này đảm bảo tính chính xác của quá trình đánh giá mô hình trong điều kiện tập dữ liệu nhỏ và mất cân bằng giữa các lớp.



Hình 4.3: Minh họa phương pháp 5-folds stratified cross-validation

Đối với nhiệm vụ phân lớp, các mô hình Fully Connected Neural Network, Convolutional Neural Networks và EfficientNetV2 được đào tạo và đánh giá qua Stratified 5-Fold Cross-Validation 100 epochs với 2 loại tập dữ liệu: có áp dụng kỹ thuật tăng cường dữ liệu và không áp dụng tăng cường dữ liệu. Kết quả được trình bày trong **Bảng 4.3**.

Bảng 4.3: Kết quả đánh giá các mô hình phân lớp

Model (Mô hình)	Data augmentation (Tăng cường dữ liệu)	Fold	ACC		AUC		MCC	
			Huấn luyện	Kiểm tra	Huấn luyện	Kiểm tra	Huấn luyện	Kiểm tra
FCN	Without (Không sử dụng)	1	0.340	0.354	0.459	0.432	0.319	0.173
		2	0.315	0.324	0.478	0.444	0.363	0.341
		3	0.338	0.342	0.429	0.425	0.352	0.296
		4	0.338	0.331	0.452	0.494	0.312	0.302
		5	0.320	0.310	0.480	0.419	0.312	0.369
		Avg	0.329	0.332	0.460	0.443	0.332	0.296
	With (Có sử dụng)	1	0.358	0.371	0.450	0.397	0.358	0.206
		2	0.330	0.340	0.454	0.429	0.372	0.310
		3	0.341	0.347	0.422	0.451	0.347	0.326
		4	0.337	0.346	0.439	0.496	0.364	0.334
		5	0.354	0.348	0.514	0.500	0.089	0.000
		Avg	0.343	0.351	0.456	0.455	0.306	0.235
CNN	Without (Không sử dụng)	1	0.563	0.558	0.499	0.500	0.048	0.000
		2	0.566	0.577	0.497	0.488	0.083	0.167
		3	0.561	0.558	0.500	0.500	0.000	0.000
		4	0.561	0.564	0.505	0.496	0.051	0.030
		5	0.577	0.577	0.504	0.508	0.154	0.123
		Avg	0.565	0.567	0.501	0.498	0.067	0.064
	With (Có sử dụng)	1	0.561	0.558	0.500	0.500	0.000	0.000
		2	0.659	0.635	0.481	0.484	0.365	0.312
		3	0.569	0.558	0.509	0.500	0.097	0.000
		4	0.559	0.564	0.500	0.519	0.000	0.022
		5	0.559	0.564	0.500	0.500	0.000	0.000
		Avg	0.581	0.576	0.498	0.501	0.092	0.067

Model (Mô hình)	Data augmentation (Tăng cường dữ liệu)	Fold	ACC		AUC		MCC	
			Huấn luyện	Kiểm tra	Huấn luyện	Kiểm tra	Huấn luyện	Kiểm tra
EfficientNetV2	Without (Không sử dụng)	1	0.942	0.750	0.972	0.824	0.905	0.585
		2	0.941	0.833	0.962	0.837	0.902	0.715
		3	0.928	0.705	0.964	0.673	0.881	0.505
		4	0.936	0.750	0.970	0.832	0.895	0.580
		5	0.883	0.750	0.955	0.823	0.809	0.598
		Avg	0.926	0.758	0.965	0.798	0.878	0.597
	With (Có sử dụng)	1	0.929	0.763	0.976	0.794	0.882	0.597
		2	0.950	0.801	0.978	0.818	0.917	0.662
		3	0.928	0.756	0.962	0.721	0.879	0.580
		4	0.942	0.795	0.968	0.857	0.906	0.668
		5	0.893	0.737	0.945	0.829	0.827	0.589
		Avg	0.928	0.770	0.966	0.804	0.882	0.619

Đầu tiên, so sánh trong tập dữ liệu huấn luyện không sử dụng tăng cường dữ liệu, ta có thể nhận thấy, rõ ràng các mô hình cũ cho kết quả thấp hơn so với các mô hình mới. Trong đó, cấu trúc Fully Connected Neural Network cho độ chính xác thấp nhất với $ACC = 0.332$ trên tập test, kể đến là Convolutional Neural Networks với $ACC = 0.567$ và cao nhất là mô hình mới nhất – EfficientNetV2 với $ACC = 0.77$, $AUC = 0.804$, $MCC = 0.619$, EfficientNetV2 đã đạt kết quả tốt nhất trên cả ba độ đo: ACC, AUC và MCC. Từ bảng kết quả trên ta cũng có thể thấy, mặc dù CNNs cho accuracy cao hơn FCN, tuy nhiên MCC của mô hình này chỉ khoảng 0.064 xấp xỉ bằng 0, trong khi FCN có độ chính xác thấp hơn nhưng cũng đạt $MCC = 0.296$. Điều đó cho thấy, mô hình CNNs chỉ nhỉnh hơn một ít so với việc đoán ngẫu nhiên, và cũng một lần nữa minh chứng rằng việc đánh giá hiệu suất chỉ trên độ đo ACC là chưa đủ chính xác.

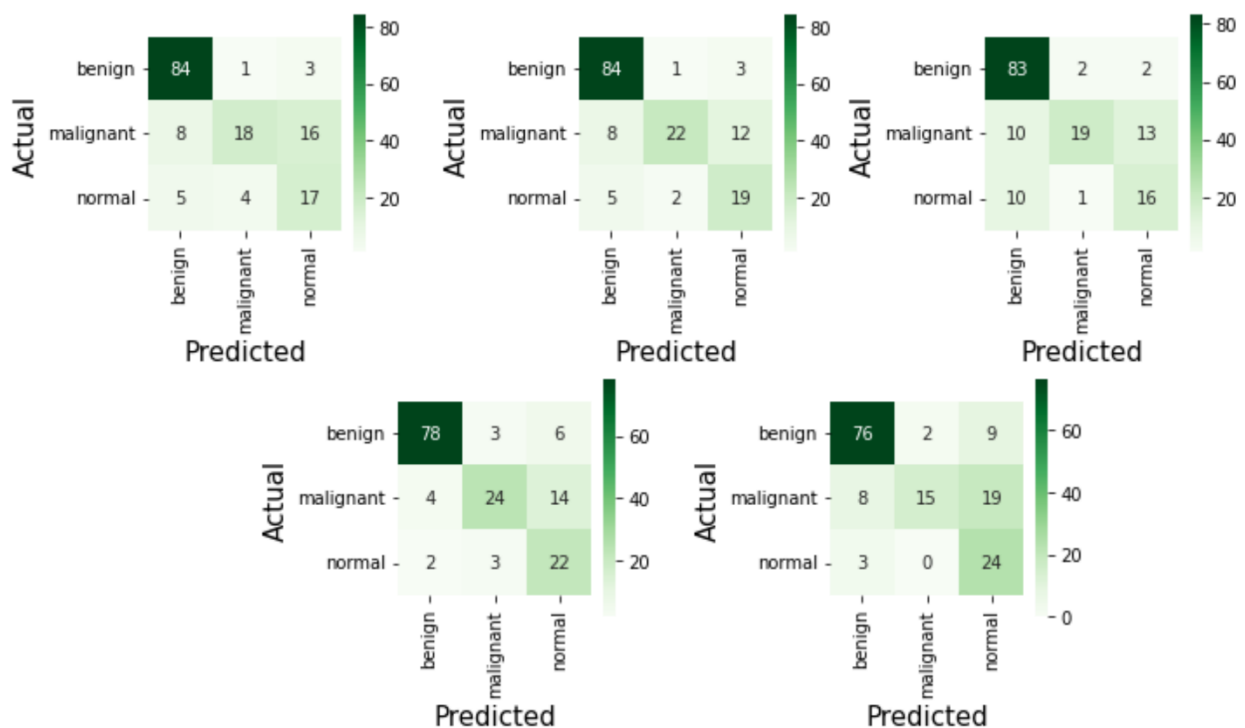
Tiếp theo chúng ta so sánh hiệu quả của phương pháp Data augmentation, nhìn vào **Bảng 4.3**, hay biểu đồ cột thể hiện kết quả đánh giá của mô hình EfficientNetV2 trình bày ở **Hình 4.4**, không khó để ta nhận ra rằng các mô hình được training trên tập dữ liệu được áp dụng phương pháp tăng cường dữ liệu cho kết quả tốt hơn so với việc sử dụng ảnh gốc. Độ chính xác của các mô hình đã được tăng trên hầu hết các trường hợp ở cả ba độ đo ACC, AUC, MCC (dựa trên kết quả trung bình của 5 folds). Từ đó có thể thấy, phương

pháp tăng cường dữ liệu (data augmentation) thực sự hiệu quả trong việc xây dựng phương pháp phân loại ảnh siêu âm.



Hình 4.4: Kết quả đánh giá trung bình của mô hình EfficientNetV2

Mô hình EfficientNetV2 kết hợp kỹ thuật Data augmentation cho kết quả testing cao nhất với $ACC = 0.77$, $AUC = 0.804$ và $MCC = 0.619$. Để chắc chắn về độ chính xác của mô hình, ta cùng xem qua Confusion matrix từng Fold của phương pháp này, kết quả phía dưới (**Hình 4.5**) là Confusion matrix của 5 folds trong mô hình tốt nhất (EfficientNetV2 + Data augmentation), như sau:



Hình 4.5: Kết quả đánh giá các mô hình phân lớp qua Confusion Matrix

Với kết quả Confusion Matrix trên cho thấy, mô hình phân lớp thực sự hiệu quả trong việc dự đoán chính xác tất cả các lớp, không xuất hiện tình trạng “học vẹt”. Tuy nhiên, ở dòng của lớp ác tính (malignant), các ô có màu khá sẫm, tương đương với việc xuất hiện nhiều trường hợp nhầm lẫn, đặc biệt là nhầm lẫn với lớp normal. Điều này cho thấy, có thể có một bộ phận ảnh siêu âm thuộc lớp malignant có những đặc điểm trích xuất tương tự lớp normal dẫn đến sự nhầm lẫn này. Tuy nhiên, nhìn chung ta có thể thấy mô hình đã hoàn thành tốt nhiệm vụ phân loại ảnh.

Nghiên cứu tiếp tục thực hiện chọn siêu tham số cho mô hình phân lớp bằng cách thay đổi 2 tham số của mô hình EfficientNetV2 là ckpt_type và hub_type. Trong đó, ckpt_type (checkpoint type) cho phép lựa chọn tập dữ liệu mà mô hình được đào tạo trước (pretrained) với tập giá trị bao gồm: 1k (ImageNet ILSVRC2012 [23]), 21k (ImageNet21k [23]), 21k-ft1k (kết hợp 2 tập dữ liệu ImageNet ILSVRC2012 và ImageNet21k). Hub_type mang 2 giá trị là phân lớp (classification) hoặc trích xuất vector (feature-venture). Các siêu tham số và tập giá trị được trình bày trong bảng **Bảng 4.4**.

Từ kết quả thực nghiệm (được trình bày ở **Bảng 4.5**) cho thấy, kỹ thuật tăng cường dữ liệu vẫn cải thiện hiệu suất của mô hình trong các bộ tham số khác nhau và mô hình đạt kết quả tốt nhất khi sử dụng ckpt_type 1k với hub_type feature-vector khi đạt độ chính xác 0.79, AUC: 0.678, MCC: 0.641 trên tập dữ liệu đánh giá.

Bảng 4.4: Bảng giá trị các siêu tham số của mô hình EfficientNetV2

Hyper Parameter (Siêu tham số)	Values (Tập giá trị)
Ckpt_type	1k, 21k, 21k-ft1k
Hub_type	classification, feature-vector

Bảng 4.5: Hiệu suất phân loại của mô hình EfficientNetV2
với các bộ siêu tham số khác nhau

Model (Mô hình)	Data augmentation (Tăng cường dữ liệu)	ACC		AUC		MCC	
		Huấn luyện	Đánh giá	Huấn luyện	Đánh giá	Huấn luyện	Đánh giá
1k classification	Without (Không sử dụng)	0.963	0.762	0.921	0.636	0.937	0.584
	With (Có sử dụng)	0.964	0.765	0.918	0.642	0.938	0.592
21k classification	Without (Không sử dụng)	0.904	0.688	0.940	0.792	0.845	0.487

Model (Mô hình)	Data augmentation (Tăng cường dữ liệu)	ACC		AUC		MCC	
		Huấn luyện	Đánh giá	Huấn luyện	Đánh giá	Huấn luyện	Đánh giá
	With (Có sử dụng)	0.891	0.687	0.941	0.785	0.829	0.496
21k-ft1k classification	Without (Không sử dụng)	0.927	0.750	0.947	0.841	0.876	0.571
	With (Có sử dụng)	0.947	0.760	0.965	0.860	0.910	0.586
1k feature-vector	Without (Không sử dụng)	0.968	0.764	0.944	0.639	0.945	0.595
	With (Có sử dụng)	0.968	0.790	0.941	0.678	0.946	0.641
21k feature-vector	Without (Không sử dụng)	0.957	0.774	0.951	0.690	0.929	0.627
	With (Có sử dụng)	0.959	0.788	0.935	0.692	0.931	0.645
21k-ft1k feature-vector	Without (Không sử dụng)	0.939	0.753	0.963	0.781	0.901	0.596
	With (Có sử dụng)	0.955	0.773	0.972	0.785	0.925	0.625

Nghiên cứu tiếp tục thực hiện thay đổi kích thước ảnh đầu vào của mô hình, với mục đích đánh giá sự tác động của kích thước ảnh đầu vào đối với hiệu suất của mô hình máy học. Vì lý do hạn chế cấu hình của môi trường chạy, thực nghiệm thay đổi ảnh về các kích thước 64 x 64, 128 x 128, 164 x 164, chạy trên bộ siêu tham số ckpt_type 1k và hub_type feature-vector vừa được kiểm nghiệm cho độ chính xác cao nhất. Kết quả được trình bày trong **Bảng 4.6** như sau:

Bảng 4.6: Hiệu suất phân loại của mô hình EfficientNetV2
với ảnh đầu vào có kích thước khác nhau

Kích thước đầu vào	Data augmentation (Tăng cường dữ liệu)	ACC		AUC		MCC	
		Huấn luyện	Đánh giá	Huấn luyện	Đánh giá	Huấn luyện	Đánh giá
64 x 64	Without	0.802	0.674	0.742	0.607	0.659	0.424

Kích thước đầu vào	Data augmentation (Tăng cường dữ liệu)	ACC		AUC		MCC	
		Huấn luyện	Đánh giá	Huấn luyện	Đánh giá	Huấn luyện	Đánh giá
	(Không sử dụng)						
	With (Có sử dụng)	0.793	0.699	0.757	0.601	0.638	0.469
128 x 128	Without (Không sử dụng)	0.955	0.741	0.977	0.800	0.925	0.558
	With (Có sử dụng)	0.961	0.737	0.972	0.796	0.934	0.547
192 x 192	Without (Không sử dụng)	0.968	0.764	0.944	0.639	0.945	0.595
	With (Có sử dụng)	0.968	0.790	0.941	0.678	0.946	0.641

Đối với nhiệm vụ phân vùng ảnh, nghiên cứu sử dụng độ đo IoU nhằm thực hiện đánh giá, so sánh Unet trên nhiều backbone khác nhau (VGG19, Densenet121, InceptionV3, EfficientNetB0) để tìm ra backbone cho kết quả tốt nhất. Kết quả thể hiện trong **Bảng 4.7** cho thấy, sử dụng backbone EfficientNet để trích xuất các đặc trưng hình ảnh mang lại hiệu quả tốt hơn những kiến trúc cũ như VGG, Densenet hay Inception trong mô hình Unet phân vùng ảnh, kết quả IoU: 0.908 của Unet backbone EfficientNetB0 là cao hơn nhiều so với Unet sử dụng các backbone còn lại.

Bảng 4.7: Bảng kết quả so sánh hiệu suất phân lớp của mô hình Unet với các backbone khác nhau

Backbone		VGG19	Densenet121	InceptionV3	EfficientNetB0
IoU	Huấn luyện	0.955	0.945	0.940	0.974
	Đánh giá	0.872	0.872	0.879	0.908

Tiếp đến, nghiên cứu thử nghiệm việc áp dụng các phiên bản khác nhau của EfficientNet bao gồm: EfficientNetB0, EfficientNetB1, EfficientNetB2, EfficientNetB3, EfficientNetB4 (là các kiến trúc thuộc họ EfficientNet) [22] với số lượng tham số khác nhau được trình bày trong **Bảng 4.8** nhằm tìm ra backbone tối ưu nhất. Kết quả phân vùng cho thấy, mô hình Unet với backbone EfficientNetB4 cho kết quả phân vùng cao nhất, đạt

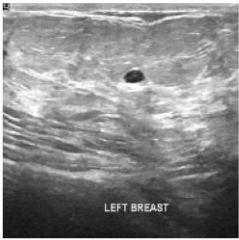
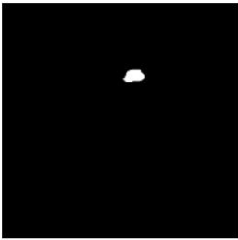
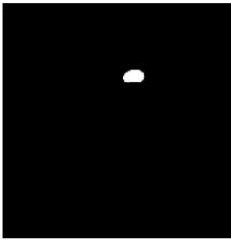

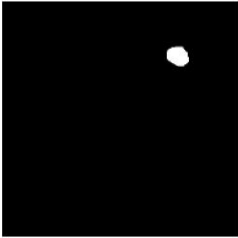
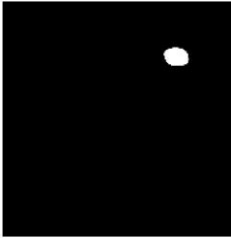
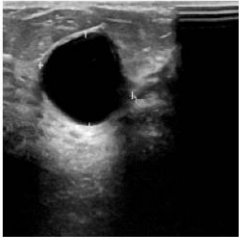
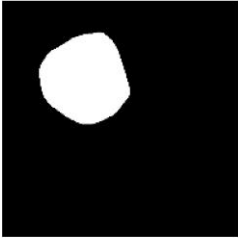
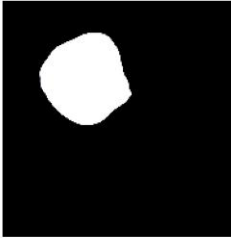
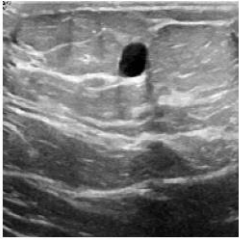
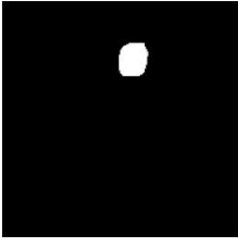
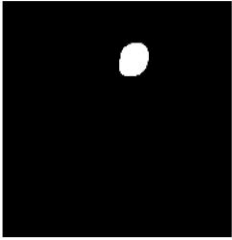
IoU 0.979 trên tập dữ liệu huấn luyện và 0.916 trên tập dữ liệu đánh giá (xem chi tiết kết quả ở **Bảng 4.9**). Kết quả này thể hiện việc phân vùng ảnh siêu âm bằng mô hình Unet backbone EfficientNet mang đến hiệu quả rất tốt. **Hình 4.6** minh họa một kết quả phân vùng ảnh siêu âm sử dụng mô hình Unet backbone EfficientNetB4 với 4 cột lần lượt là ảnh siêu âm gốc, ảnh phân vùng thực tế (ground truth) và ảnh phân vùng do mô hình dự đoán (predicted) và giá trị IoU.

Bảng 4.8: Số lượng tham số của các kiến trúc thuộc họ EfficientNet

Backbone EfficientNet	B0	B1	B2	B3	B4
Params (Số lượng tham số)	5.3 M	7.8 M	9.2 M	12 M	19 M

Bảng 4.9: Bảng kết quả so sánh hiệu suất phân lớp của mô hình Unet với các backbone EfficientNet

Backbone EfficientNet		B0	B1	B2	B3	B4
IoU	Huấn luyện	0.974	0.980	0.978	0.970	0.979
	Đánh giá	0.908	0.905	0.808	0.888	0.916

Ảnh gốc	Ảnh được chuyên gia phân vùng	Ảnh được phân vùng bởi phương pháp đề xuất	IoU
			0.904
			0.875
			0.967
			0.929

Hình 4.6: Ảnh siêu âm được phân vùng bằng mô hình Unet backbone EfficientNetB4

Từ những kết quả thực nghiệm, nghiên cứu đã chọn ra kiến trúc EfficientNetV2 [2] cho phân lớp và Unet backbone EfficientNetB4 [3] cho phân vùng khối u trên ảnh siêu âm trong đó có áp dụng kỹ thuật tăng cường dữ liệu. Nghiên cứu này đã thực hiện so sánh kết quả đạt được của phương pháp đề xuất với các nghiên cứu khác hiện có trên cùng tập dữ liệu Breast Ultrasound Images. Cụ thể, mô hình phân lớp tốt nhất trong nghiên cứu này đạt độ chính xác 79% cho nhiệm vụ nhận dạng, phân lớp ảnh, trong khi, nghiên cứu của Muhammad Sakib KhanInan và các cộng sự [14] năm 2022, sử dụng phương pháp kết hợp SLIC với Unet và VGG16 cho độ chính xác cao nhất là 73.72%. Mô hình RCA-IUnet (Unet) sử dụng trong nghiên cứu “RCA-IUnet: A residual cross-spatial attention guided inception U-Net model for tumor segmentation in breast ultrasound imaging” của Punna và cộng sự [15] đạt IoU: 0.899, thấp hơn so với mức IoU: 0.916 của mô hình Unet backbone EfficientNetB4 được đề xuất trong nghiên cứu này. Từ đó cho thấy, các phương pháp nhận

dạng và phân vùng ung thư vú được đề xuất trong nghiên cứu thật sự cho hiệu suất tốt khi so sánh với các mô hình hiện có.

4.3. Kịch bản kiểm thử các chức năng chính của hệ thống chẩn đoán ung thư vú

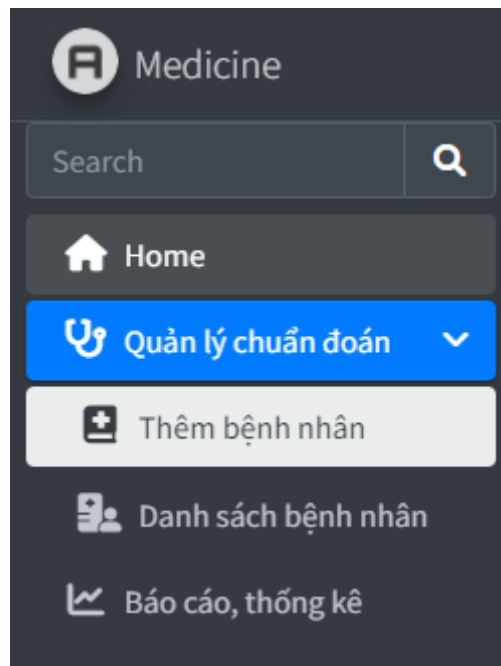
4.3.1. Chức năng “Chẩn đoán ung thư vú qua ảnh siêu âm”

a) Mô tả chức năng

Bác sĩ thực hiện chức năng này bằng cách đưa vào hệ thống ảnh siêu âm của bệnh nhân và nhấn dự đoán. Hệ thống sẽ tiến hành chẩn đoán và đưa ra kết quả là nhãn của ảnh siêu âm (bình thường, lành tính hoặc ác tính), cùng với hình ảnh được phân vùng khối u giúp bác sĩ dễ dàng quan sát và đưa ra chẩn đoán của mình. Sau đó bác sĩ có thể lưu lại thông tin và kết quả chẩn đoán của bệnh nhân.


b) Mô tả kịch bản kiểm thử

1. Bác sĩ chọn chức năng thêm bệnh nhân (**Hình 4.7**).
2. Hệ thống hiển thị form thông tin chi tiết của bệnh nhân (**Hình 4.8**).
3. Bác sĩ nhập thông tin và ảnh siêu âm của bệnh nhân.
4. Bác sĩ nhấn nút dự đoán.
5. Hệ thống tiến hành chẩn đoán dựa trên ảnh siêu âm của bệnh nhân.
6. Hệ thống hiển thị kết quả dự đoán và ảnh được phân vùng dựa trên ảnh gốc (**Hình 4.9**).
7. Bác sĩ đưa ra kết quả chẩn đoán.
8. Bác sĩ chọn lưu thông tin chẩn đoán.
9. Hệ thống tiến hành lưu thông tin của bệnh nhân và phiên chẩn đoán vào cơ sở dữ liệu.



Hình 4.7: Chức năng thêm bệnh nhân trên thanh menu

Vui lòng điền thông tin vào form bên dưới

Họ tên:	<input type="text" value="Enter ..."/>	Địa chỉ:	<input type="text" value="Enter ..."/>
Giới tính:	<input type="text" value="Enter ..."/>	Thành phố:	<input type="text" value="Thành phố Hà Nội"/>
Ngày sinh:	<input type="text" value="dd/mm/yyyy"/> 	Quận/huyện:	<input type="text" value="Quận Ba Đình"/>
Số điện thoại:	<input type="text" value="Enter ..."/>	Phường/xã:	<input type="text" value="Phường Phúc Xá"/>
Ảnh siêu âm	<input type="text" value="Chọn ảnh"/> <input type="button" value="Browse"/>	Ground truth mask	<input type="text" value="Chọn ảnh"/> <input type="button" value="Browse"/>

Dự đoán

Original Image

Predict

Chuẩn đoán của bác sĩ:

Làm lại

Thêm

Hình 4.8: Form thêm thông tin bệnh nhân

c) Kịch bản thay thế

A1-Bác sĩ thêm ảnh phân vùng thực tế

Chuỗi A1 bắt đầu sau bước 3

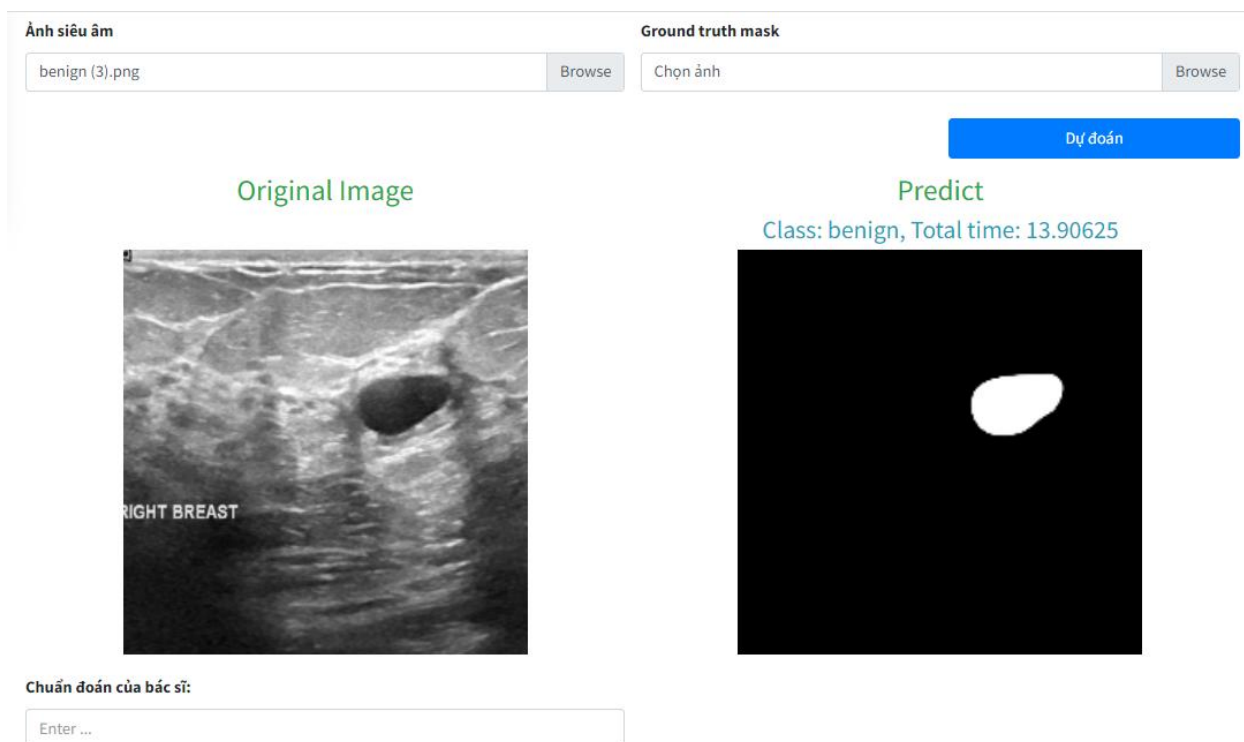
4. Bác sĩ chọn thêm ảnh phân vùng thực tế.

45

5. Bác sĩ chọn ảnh phân vùng thực tế.
6. Bác sĩ nhấn nút dự đoán.
7. Hệ thống tiến hành chẩn đoán dựa trên ảnh siêu âm của bệnh nhân.
8. Hệ thống hiển thị kết quả dự đoán và ảnh được phân vùng dựa trên ảnh gốc, đồng thời hiển thị ảnh được phân vùng bởi chuyên gia và kết quả IoU (**Hình 4.10**).
9. Bác sĩ đưa ra kết quả chẩn đoán.
10. Bác sĩ chọn lưu thông tin chẩn đoán.
11. Hệ thống tiến hành lưu thông tin của bệnh nhân và phiên chẩn đoán vào cơ sở dữ liệu.

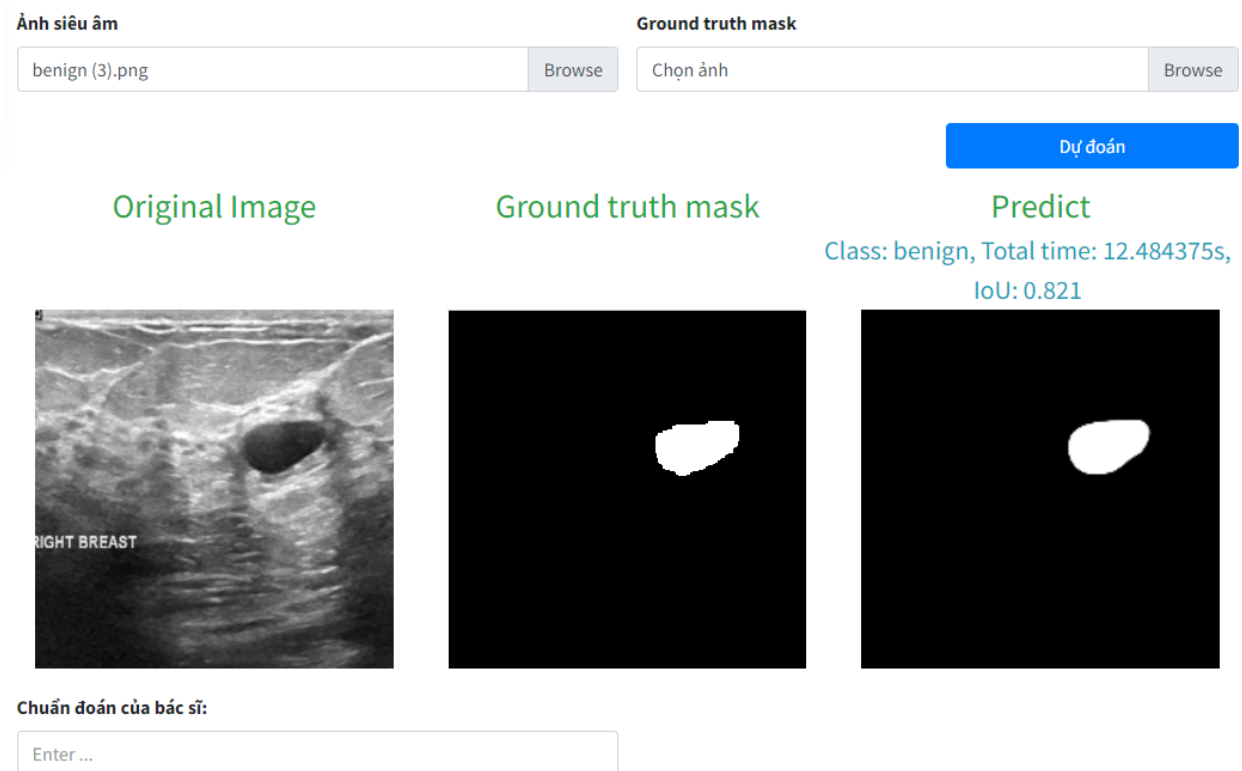
d) Kết quả kiểm thử

Kết quả cho thấy, chức năng hoạt động bình thường như được mô tả, minh họa trong **Hình 4.9**. Trên giao diện hệ thống, kết quả trả về nhãn của ảnh siêu âm, thời gian chạy chẩn đoán và hình ảnh được phân vùng bởi hệ thống. Bác sĩ có thể đưa ra dự đoán của mình sau khi tham khảo kết quả chẩn đoán tự động của hệ thống.



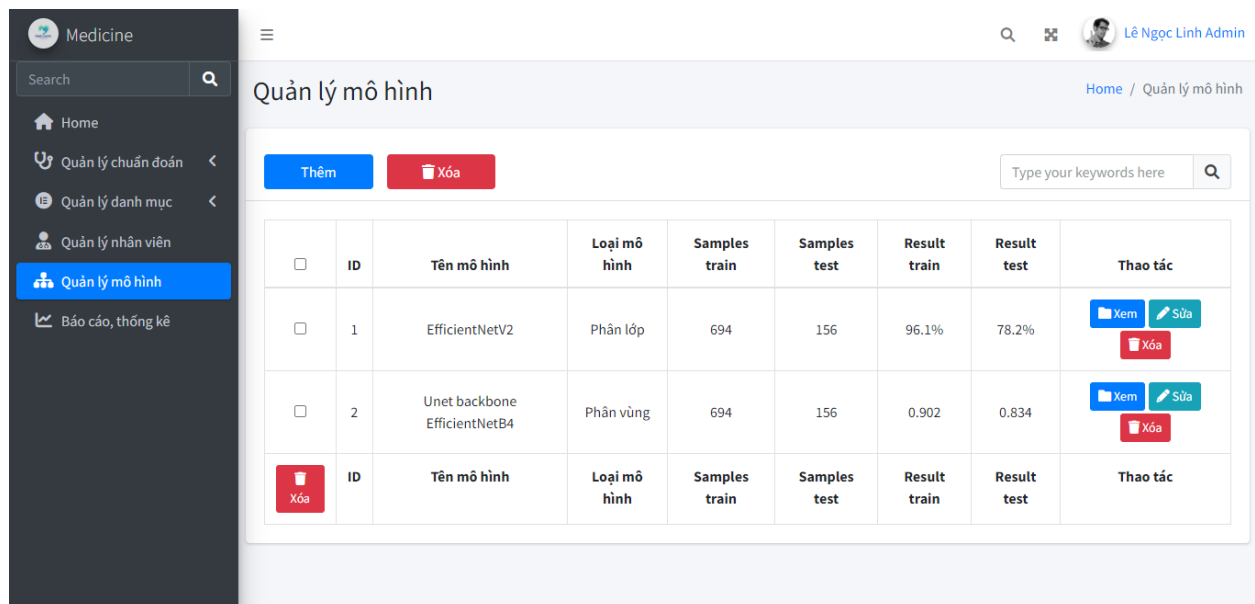
Hình 4.9: Giao diện chức năng chẩn đoán bệnh tự động của hệ thống và bác sĩ

Khi bác sĩ nhập thêm ảnh phân vùng thực tế (ground truth mask), hệ thống sẽ tiến hành tính độ chính xác của ảnh được phân vùng bởi hệ thống qua độ đo IoU, đồng thời hiển thị lên website để người dùng, như hình **Hình 4.10**.



Hình 4.10: Giao diện chức năng chẩn đoán bệnh tự động của hệ thống và bác sĩ khi bác sĩ có nhập ảnh Ground truth mask

4.3.2. Chức năng “Cập nhật mô hình”



Hình 4.11: Giao diện chức năng cập nhật mô hình

a) Mô tả chức năng

Chức năng cung cấp cho người dùng khả năng quản lý các mô hình máy học được lưu trữ và sử dụng trong hệ thống (minh họa ở **Hình 4.11**). Tại đây người dùng có thể xem

danh sách mô hình được lưu trữ trong hệ thống, bao gồm các thông tin như giá trị các siêu tham số của mô hình, hiệu suất của mô hình,... Người dùng cũng có thể thực hiện thêm một mô hình mới hoặc sửa, xóa một mô hình đã tồn tại trong hệ thống.

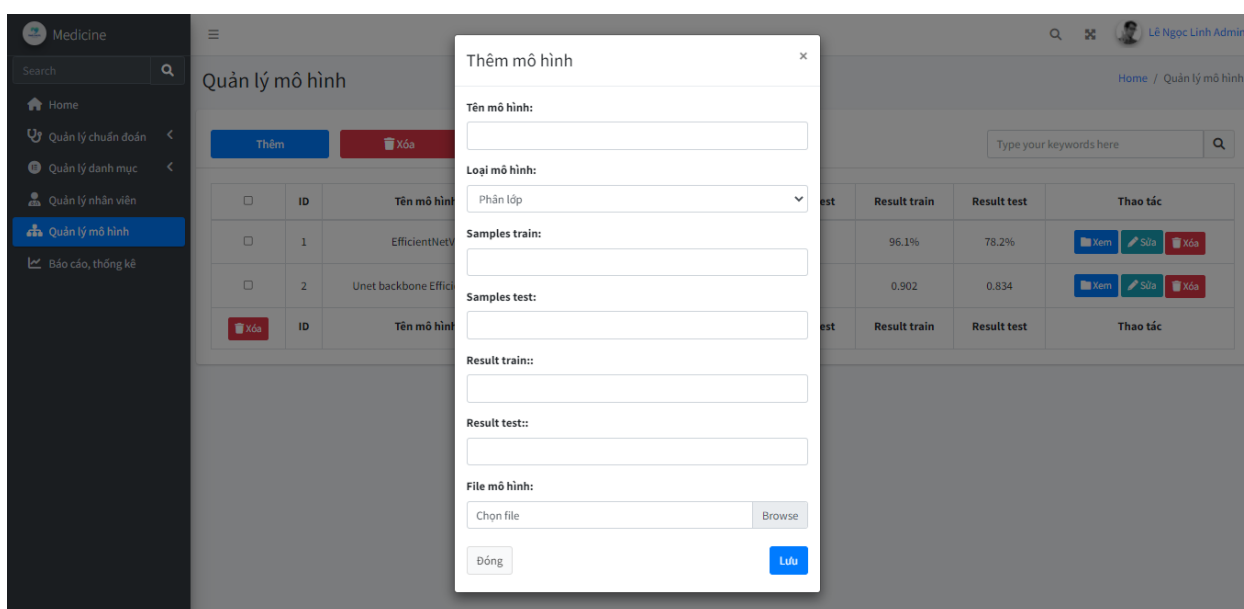
b) Mô tả kịch bản kiểm thử

1. Người dùng chọn chức năng quản lý mô hình.
2. Hệ thống hiển thị danh sách mô hình.
3. Người dùng chọn xem thông tin chi tiết một mô hình.
4. Hệ thống hiển thị thông tin chi tiết của mô hình.

c) Kịch bản thay thế

A1-Người dùng chọn chức năng thêm mô hình

Hình 4.12 thể hiện giao diện chức năng thêm mô hình.



Hình 4.12: Chức năng thêm mô hình

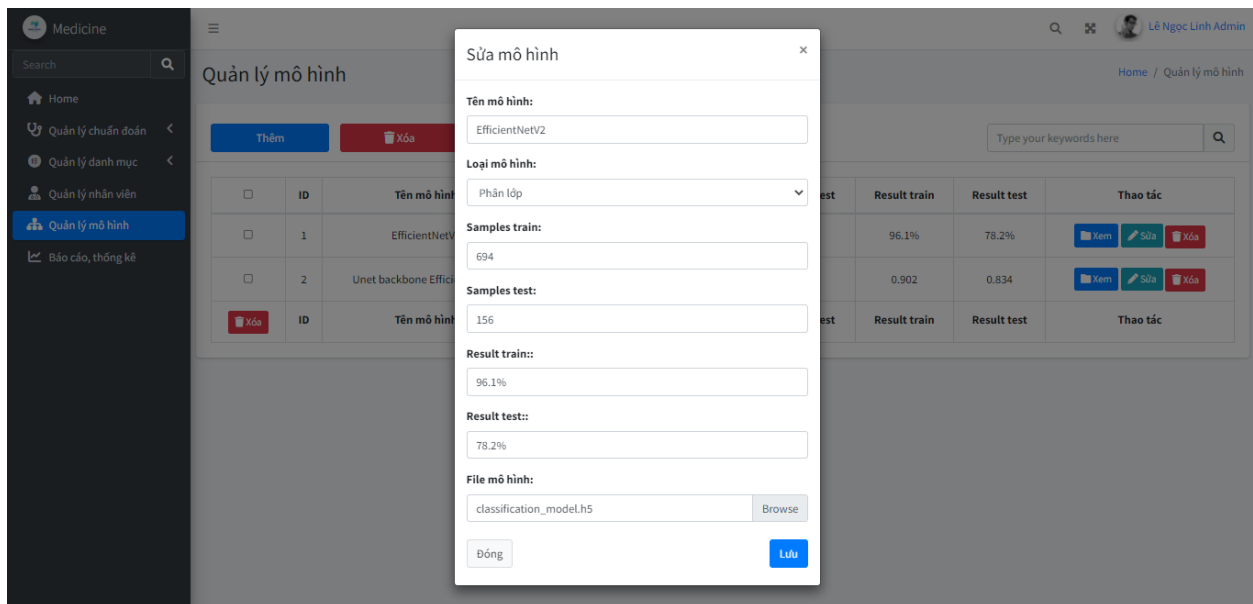
Chuỗi A1 bắt đầu sau bước 2

3. Người dùng chọn thêm mô hình.
4. Hệ thống hiển thị form thêm mô hình mới.
5. Người dùng nhập thông tin mô hình, chọn file mô hình máy học.
6. Người dùng bấm lưu mô hình.
7. Hệ thống lưu thông tin mô hình mới vào cơ sở dữ liệu.

A2-Người dùng chọn chức năng sửa mô hình

Chuỗi A2 bắt đầu sau bước 2

Hình 4.13 biểu diễn giao diện chức năng sửa mô hình.

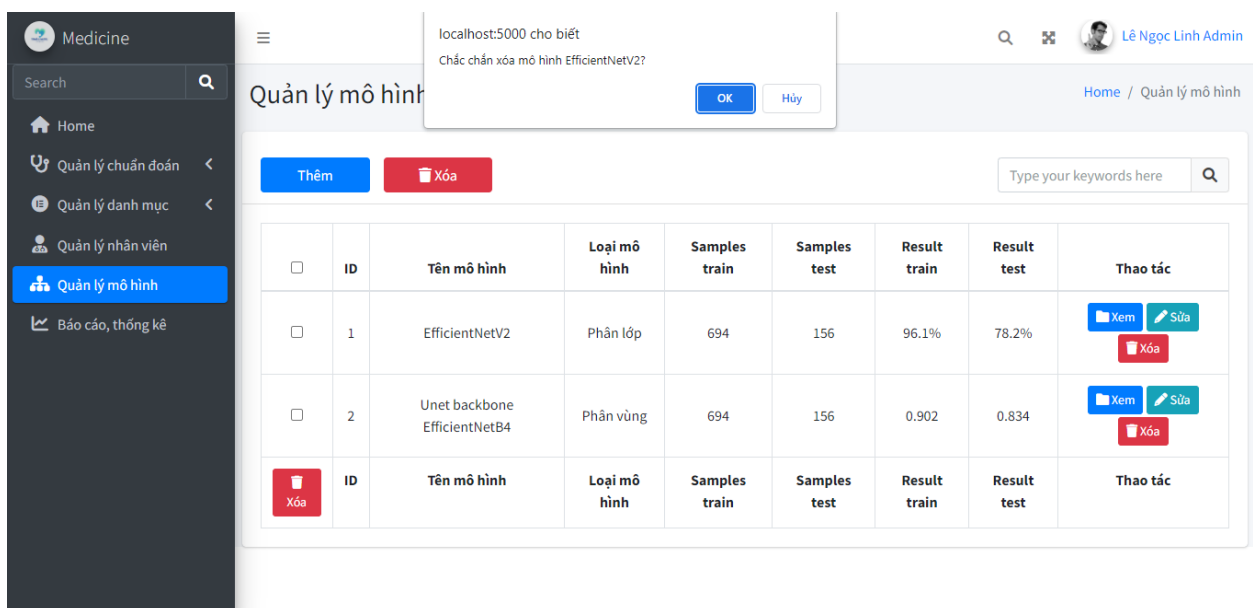


Hình 4.13: Giao diện chức năng sửa mô hình

3. Người dùng chọn sửa mô hình.
4. Hệ thống hiển thị form thông tin mô hình đã chọn.
5. Người dùng chỉnh sửa thông tin cần thay đổi.
6. Người dùng bấm lưu mô hình.
7. Hệ thống lưu thông tin mô hình vào cơ sở dữ liệu.

A3-Người dùng chọn chức năng xóa mô hình

Hình 4.14 thể hiện giao diện chức năng xóa mô hình.



Hình 4.14: Giao diện chức năng xóa mô hình

Chuỗi A3 bắt đầu sau bước 2

3. Người dùng chọn nút xóa ở mô hình muốn xóa.
4. Hệ thống yêu cầu người dùng xác nhận xóa mô hình.
5. Người dùng xác nhận xóa.
6. Hệ thống xóa mô hình khỏi cơ sở dữ liệu.
7. Quay lại giao diện danh sách mô hình.

d) Kết quả kiểm thử

Hệ thống đã thực hiện tốt các chức năng quản lý mô hình. Người dùng có thể dễ dàng quản lý những mô hình được lưu trữ trong hệ thống bằng các thao tác xem, sửa, xóa mô hình.

4.4. Kết quả kiểm thử

4.4.1. Kết quả kiểm thử các mô hình phân lớp và phân vùng ảnh siêu âm

Nghiên cứu thực hiện huấn luyện mô hình EfficientNetV2 và Unet trên tập dữ liệu huấn luyện được tách ra từ tập dữ liệu gốc, sau đó tiến hành đánh giá các mô hình đã huấn luyện bằng tập dữ liệu đánh giá tách biệt hoàn toàn với tập dữ liệu huấn luyện với tỷ lệ train/test là 4/1. Do giới hạn của cấu hình máy tính, thời gian huấn luyện mô hình là khá lớn nên trong đánh giá này, mô hình EfficientNetV2 được train với 50 epochs, Unet 30 epochs nên sẽ cho kết quả thấp hơn kết quả ở phần kiểm thử trên Google Colab (100 epochs). **Bảng 4.10** thể hiện kết quả kiểm thử mô hình phân lớp ảnh siêu âm, **Bảng 4.11** mô tả kết quả của mô hình phân vùng ảnh.

Bảng 4.10: Kết quả thực nghiệm mô hình phân lớp

Kịch bản kiểm thử	Số lượng ảnh dự đoán chính xác			Tổng	Kết quả
	Bình thường	Lành tính	Ác tính		
Phân lớp ảnh siêu âm	18/26	84/88	20/42	122/156	Đạt

Bảng 4.11: Kết quả thực nghiệm mô hình phân vùng ảnh

Kịch bản kiểm thử	Số lượng hình ảnh kiểm thử	IoU trung bình	Kết quả
Phân vùng khối u trên ảnh siêu âm	156	0.834	Đạt

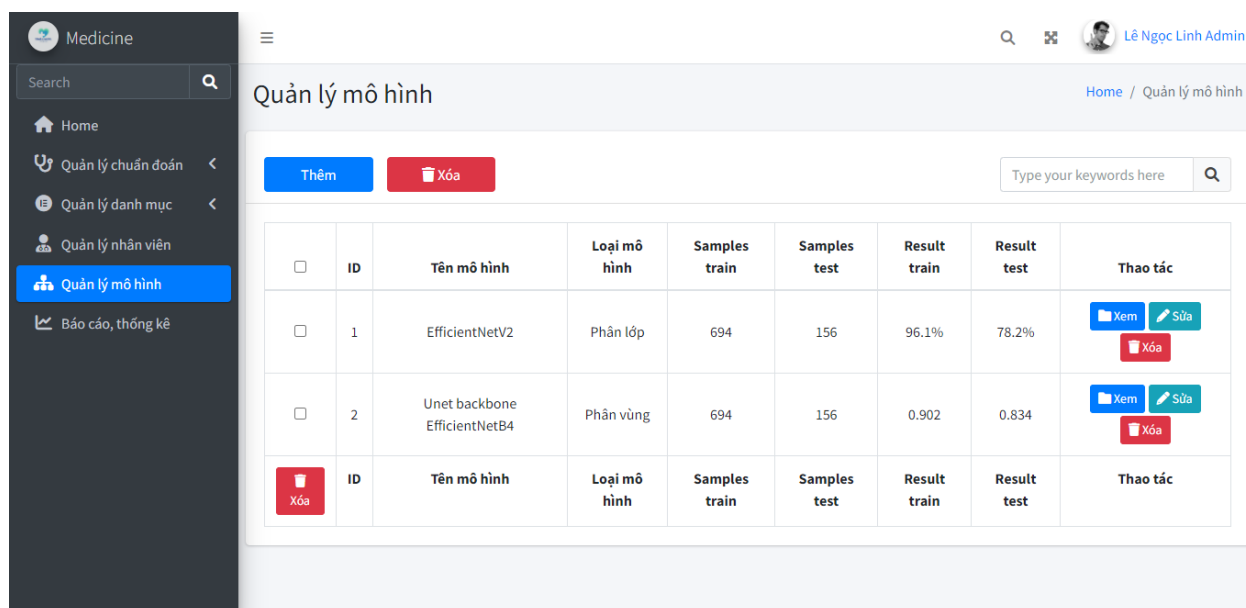
4.4.2. Kết quả kiểm thử các chức năng của hệ thống chẩn đoán ung thư vú

Kết quả kiểm thử các chức năng của hệ thống chẩn đoán ung thư vú được trình bày như **Bảng 4.12**.

Bảng 4.12: Kết quả kiểm thử các chức năng của hệ thống

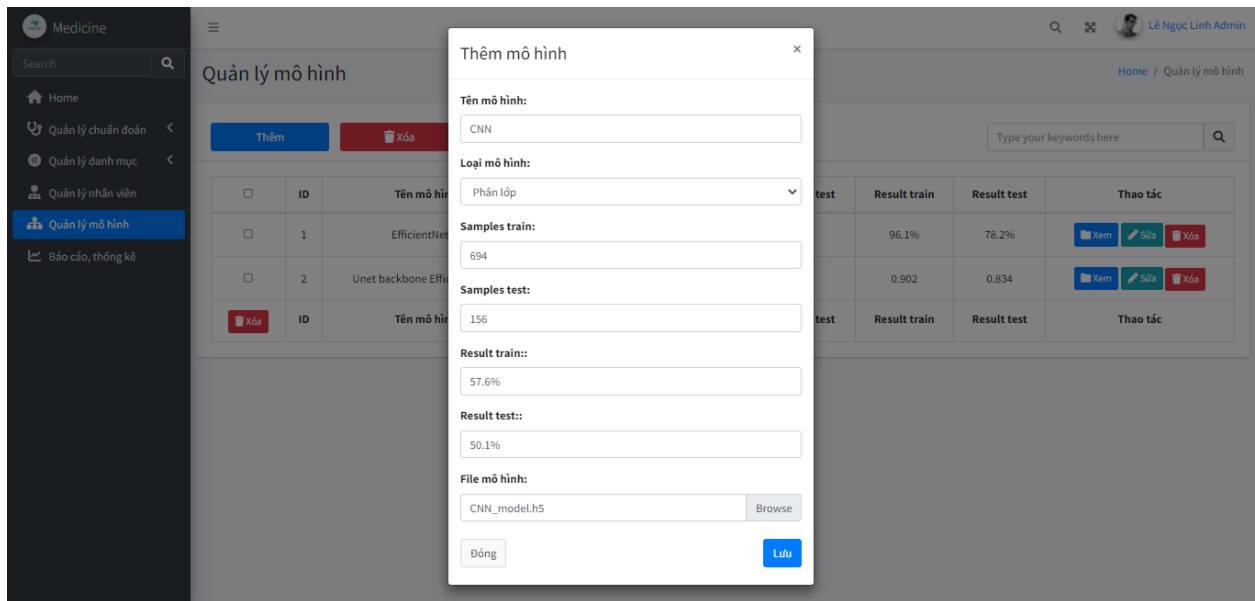
STT	Tên chức năng	Mục tiêu cần đạt	Đánh giá kết quả
1	Chẩn đoán ung thư vú qua ảnh siêu âm	Từ đầu vào là ảnh siêu âm của bệnh nhân, trả ra nhãn bệnh và ảnh phân vùng khối u	Đạt
2	Quản lý mô hình	Thực hiện được các thao tác thêm sửa xóa mô hình	Đạt

Chức năng quản lý mô hình thể hiện qua **Hình 4.15**, chức năng thêm mô hình vào hệ thống thể hiện qua hình, giao diện chức năng chẩn đoán qua ảnh siêu âm được minh họa như **Hình 4.19**.

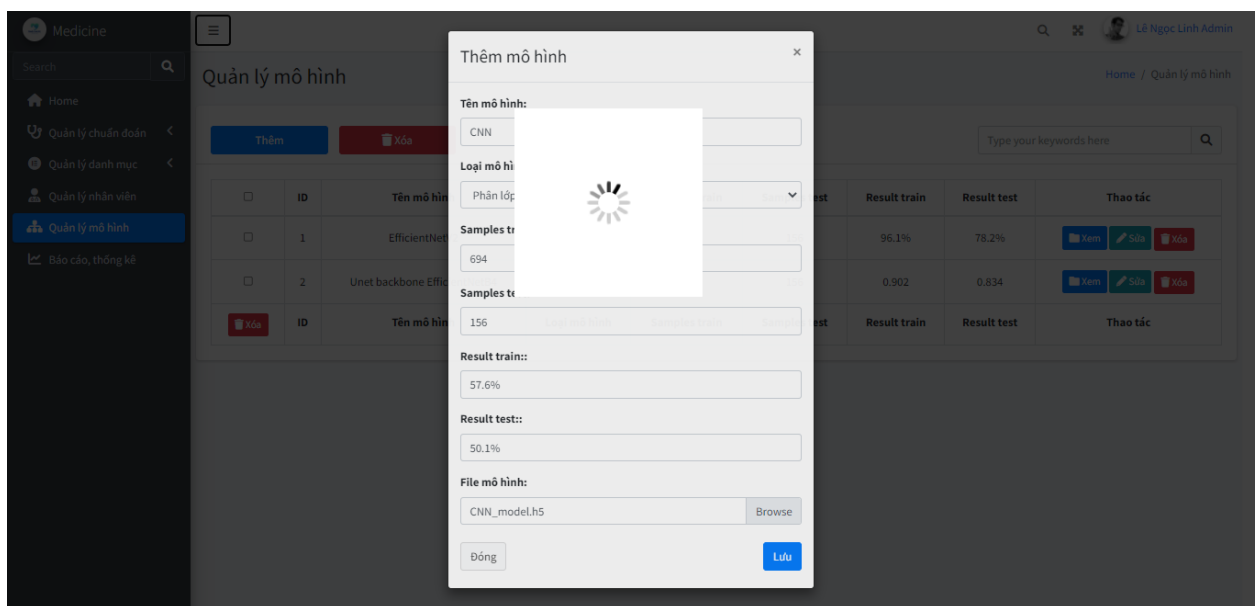


Hình 4.15: Giao diện chức năng quản lý mô hình

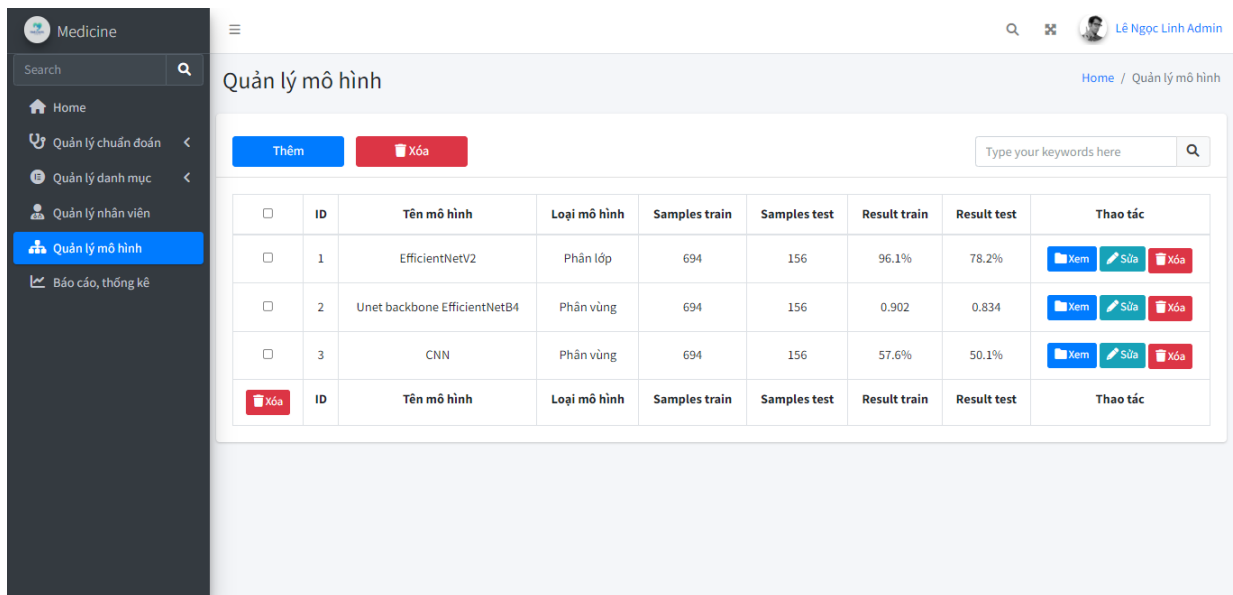
Giao diện mô phỏng việc thêm một mô hình mới được biểu diễn trong **Hình 4.16** và hình **Hình 4.17**. **Hình 4.18** thể hiện giao diện hiển thị danh sách mô hình, bao gồm mô hình vừa được thêm.



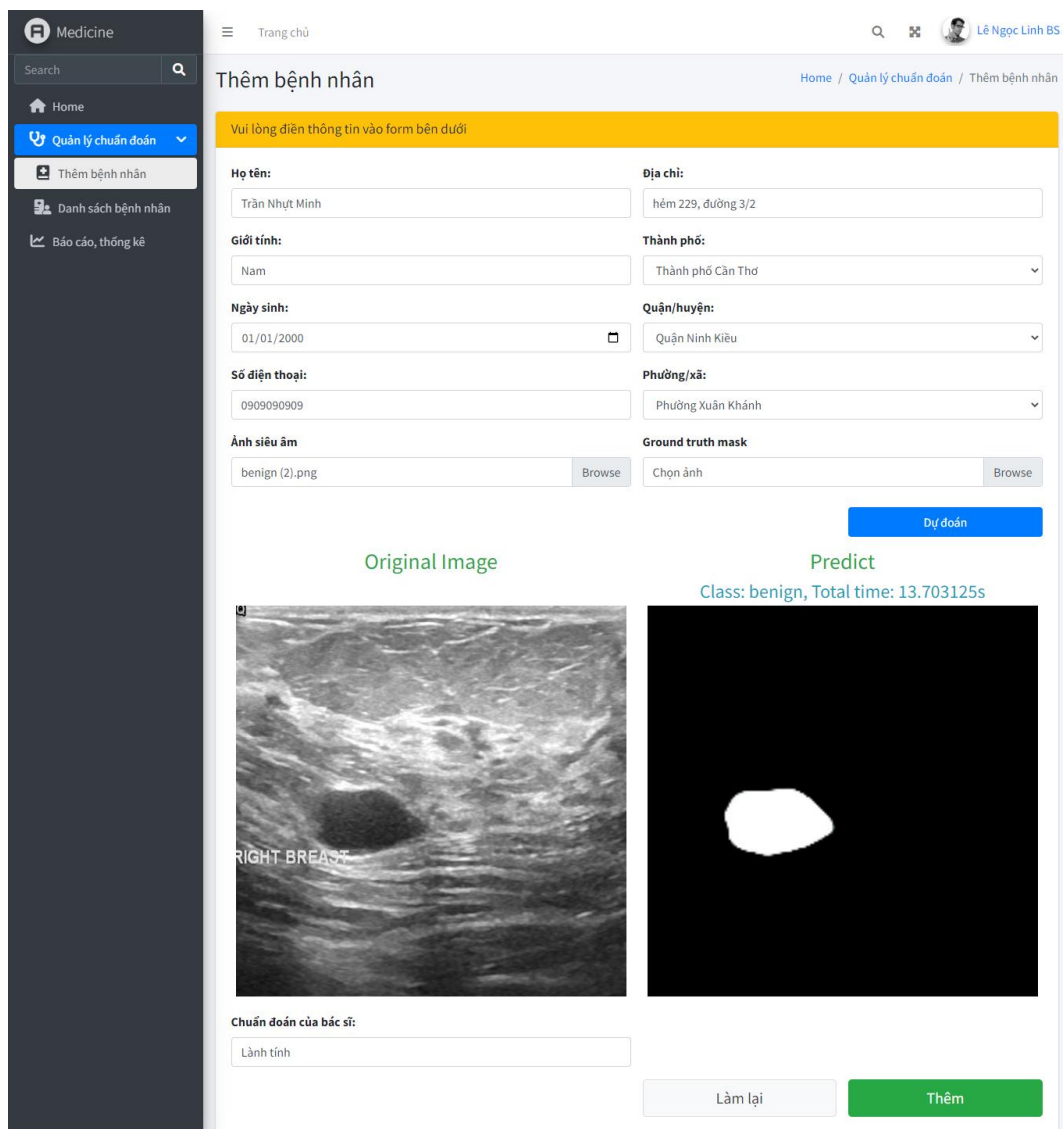
Hình 4.16: Giao diện minh họa thao tác thêm mô hình (1)



Hình 4.17: Giao diện minh họa thao tác thêm mô hình (2)



Hình 4.18: Giao diện danh sách mô hình sau khi thêm mô hình mới



Hình 4.19: Giao diện chức năng chẩn đoán qua ảnh siêu âm

4.5. Tổng kết chương

Chương này đã trình bày các phương pháp đánh giá, kịch bản kiểm thử và kết quả kiểm thử của việc xây dựng các mô hình chẩn đoán bệnh và tích hợp mô hình vào các chức năng của trang web. Qua đó có thể thấy, đề tài đã chọn lọc được các mô hình phù hợp nhất trong các mô hình đề xuất cho việc chẩn đoán bệnh qua ảnh siêu âm, cụ thể là mô hình EfficientNetV2 phân lớp dự đoán nhãn ảnh và Unet backbone EfficientNetB4 thực hiện nhiệm vụ phân vùng ngữ nghĩa khối u. Từ những kết quả thực nghiệm khả quan, nghiên cứu đã thực hiện huấn luyện và tích hợp thành công các mô hình vào hệ thống website, cho phép người dùng thực hiện các chức năng chẩn đoán bệnh, quản lý mô hình một cách dễ dàng với độ chính xác cao như đã trình bày trong mục 4.4.

Chương tiếp theo trình bày về kết quả đạt được, hạn chế và hướng phát triển của đề tài.

CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

5.1. Kết luận

5.1.1. Kết quả đạt được

Sau quá trình thực hiện đề tài *“Nghiên cứu và ứng dụng các mô hình máy học để chẩn đoán bệnh trên ảnh siêu âm”* đã đạt được những kết quả:

- Nghiên cứu và xây dựng thành công các mô hình máy học FCN, CNN, EfficientNetV2 sau đó thực hiện huấn luyện và đánh giá trên tập dữ liệu ảnh siêu âm. Qua đó chọn ra được mô hình EfficientNetV2 với bộ siêu tham số phù hợp nhất cho kết quả chẩn đoán với độ chính xác cao và thời gian chạy ngắn.

- Đề tài cũng đã xây dựng được mô hình Unet backbone EfficientNetB4 cho nhiệm vụ phân vùng ngữ nghĩa hình ảnh siêu âm, giúp làm rõ chi tiết khối u.

- Xây dựng được website tích hợp các mô hình đã huấn luyện. Cung cấp các chức năng quản lý chẩn đoán bệnh, quản lý mô hình và quản lý dữ liệu danh mục góp phần hỗ trợ cho việc chẩn đoán bệnh của bác sĩ.

- Về mặt nghiên cứu khoa học, một phần kết quả trong nghiên cứu này đã được trình bày trong bài báo **“Breast Ultrasound Image Classification using EfficientNetV2 and Shallow Neural Network Architectures”** và nhận được sự chấp nhận cho trình bày tại Hội thảo quốc tế CISIS-2022 (The 16-th International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems), đồng thời sẽ được xuất bản trong Lecture Notes in Networks and Systems (LNNS) book series, được chỉ mục Scopus (hiện đang xếp hạng Scimago Q4).

5.1.2. Hạn chế

Mô hình phân lớp ảnh siêu âm đã cho kết quả khá tốt nhưng chưa thực sự ấn tượng, lý do có thể là vì các mô hình được xây dựng với đầu vào là hình ảnh được thu nhỏ về kích thước 192 x 192, nhỏ hơn nhiều so với kích thước ảnh trung bình của tập dữ liệu là 500 pixels (do giới hạn cấu hình máy tính).

Trong mô hình phân lớp EfficientNetV2, vẫn đang xuất hiện nhiều sự nhầm lẫn giữa lớp ác tính (malignant) và bình thường (normal), có thể do đặc trưng hình ảnh của 2 lớp này có sự tương đồng nên dẫn đến nhầm lẫn.

Về website hệ thống, trang web hoạt động chưa thật sự mượt mà, các chức năng còn thô sơ và cần tối ưu ở nhiều điểm.

5.2. Hướng phát triển

Tăng cường thu thập thêm dữ liệu từ nhiều nguồn.

Chạy thực nghiệm các mô hình hiện có trên nhiều bộ tham số khác nhau, thay đổi kích thước ảnh về kích thước lớn hơn, đồng thời nghiên cứu và xây dựng thêm các mô hình mới nhất cho việc phân lớp và phân vùng ảnh siêu âm nhằm cải thiện hiệu suất chẩn đoán.

Tích hợp thêm các mô hình chẩn đoán những bệnh lý khác để đa dạng hóa chức năng chẩn đoán của hệ thống.

Có thể tích hợp việc tính toán kích thước khối u vào trong mô hình phân vùng ảnh siêu âm.

Tối ưu hóa trang web, xây dựng thêm các phần báo cáo thống kê cung cấp các thông tin hữu ích cho các bác sĩ trong nhiệm vụ chẩn đoán bệnh và cho mục đích nghiên cứu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] H. Sung *et al.*, “Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries,” *CA. Cancer J. Clin.*, vol. 71, no. 3, pp. 209–249, May 2021, doi: 10.3322/caac.21660.
- [2] M. Tan and Q. V. Le, “EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training,” 2021, doi: 10.48550/ARXIV.2104.00298.
- [3] P. Yakubovskiy, “Segmentation models,” *GitHub Repos.*, 2019.
- [4] T. Fujioka *et al.*, “Distinction between benign and malignant breast masses at breast ultrasound using deep learning method with convolutional neural network,” *Jpn. J. Radiol.*, vol. 37, no. 6, pp. 466–472, Jun. 2019, doi: 10.1007/s11604-019-00831-5.
- [5] Y.-C. Zhu, P.-F. Jin, J. Bao, Q. Jiang, and X. Wang, “Thyroid ultrasound image classification using a convolutional neural network,” *Ann. Transl. Med.*, vol. 9, no. 20, pp. 1526–1526, Oct. 2021, doi: 10.21037/atm-21-4328.
- [6] S. Sudharson and P. Kokil, “An ensemble of deep neural networks for kidney ultrasound image classification,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 197, p. 105709, Dec. 2020, doi: 10.1016/j.cmpb.2020.105709.
- [7] S. Saha and N. Sheikh, “Ultrasound Image Classification Using ACGAN with Small Training Dataset,” in *Recent Trends in Signal and Image Processing*, vol. 1333, S. Bhattacharyya, L. Mršić, M. Brkljačić, J. V. Kureethara, and M. Koeppen, Eds. Singapore: Springer Nature Singapore, 2021, pp. 85–93. doi: 10.1007/978-981-33-6966-5_9.
- [8] X. Liu, J. Song, S. Wang, J. Zhao, and Y. Chen, “Learning to Diagnose Cirrhosis with Liver Capsule Guided Ultrasound Image Classification,” *Sensors*, vol. 17, no. 12, p. 149, Jan. 2017, doi: 10.3390/s17010149.
- [9] W. Chen *et al.*, “A New Classification Method in Ultrasound Images of Benign and Malignant Thyroid Nodules Based on Transfer Learning and Deep Convolutional Neural Network,” *Complexity*, vol. 2021, pp. 1–9, Sep. 2021, doi: 10.1155/2021/6296811.
- [10] T. Liu, S. Xie, J. Yu, L. Niu, and W. Sun, “Classification of thyroid nodules in ultrasound images using deep model based transfer learning and hybrid features,” in *2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, New Orleans, LA, Mar. 2017, pp. 919–923. doi: 10.1109/ICASSP.2017.7952290.
- [11] Z. Cao, L. Duan, G. Yang, T. Yue, and Q. Chen, “An experimental study on breast lesion detection and classification from ultrasound images using deep learning architectures,” *BMC Med. Imaging*, vol. 19, no. 1, p. 51, Dec. 2019, doi: 10.1186/s12880-019-0349-x.

- [12] C. Ding, Y. Li, Y. Xia, W. Wei, L. Zhang, and Y. Zhang, “Convolutional Neural Networks Based Hyperspectral Image Classification Method with Adaptive Kernels,” *Remote Sens.*, vol. 9, no. 6, p. 618, Jun. 2017, doi: 10.3390/rs9060618.
- [13] C. Seibold, J. Künzel, A. Hilsmann, and P. Eisert, “From Explanations to Segmentation: Using Explainable AI for Image Segmentation,” 2022, doi: 10.48550/ARXIV.2202.00315.
- [14] M. S. K. Inan, F. I. Alam, and R. Hasan, “Deep integrated pipeline of segmentation guided classification of breast cancer from ultrasound images,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 75, p. 103553, May 2022, doi: 10.1016/j.bspc.2022.103553.
- [15] N. S. Punna and S. Agarwal, “RCA-IUnet: A residual cross-spatial attention guided inception U-Net model for tumor segmentation in breast ultrasound imaging,” 2021, doi: 10.48550/ARXIV.2108.02508.
- [16] A. Mikołajczyk and M. Grochowski, “Data augmentation for improving deep learning in image classification problem,” in *2018 International Interdisciplinary PhD Workshop (IIPHDW)*, May 2018, pp. 117–122. doi: 10.1109/IIPHDW.2018.8388338.
- [17] Z. Dokur and T. Olmez, “Classification of Hyperspectral Images by Using Spectral Data and Fully Connected Neural Network,” 2022, doi: 10.48550/ARXIV.2201.02821.
- [18] L.-C. Chen, G. Papandreou, I. Kokkinos, K. Murphy, and A. L. Yuille, “Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets and Fully Connected CRFs,” 2014, doi: 10.48550/ARXIV.1412.7062.
- [19] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, “Deep learning,” *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, May 2015, doi: 10.1038/nature14539.
- [20] F. Sultana, A. Sufian, and P. Dutta, “Advancements in Image Classification using Convolutional Neural Network,” in *2018 Fourth International Conference on Research in Computational Intelligence and Communication Networks (ICRCICN)*, Kolkata, India, Nov. 2018, pp. 122–129. doi: 10.1109/ICRCICN.2018.8718718.
- [21] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” *ArXiv Prepr. ArXiv14126980*, 2014.
- [22] M. Tan and Q. Le, “Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks,” in *International conference on machine learning*, 2019, pp. 6105–6114.
- [23] O. Russakovsky *et al.*, “ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge,” *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 115, no. 3, pp. 211–252, Dec. 2015, doi: 10.1007/s11263-015-0816-y.
- [24] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, “U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation,” *ArXiv150504597 Cs*, May 2015, Accessed: May 12, 2022. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1505.04597>

- [25] Phan Nguyễn Minh Thảo and Nguyễn Thị Ngọc Chăm, “Hệ thống hỗ trợ chẩn đoán bệnh phổi dựa trên ảnh X-quang,” Đại học Cần Thơ, 2021.
- [26] W. Al-Dhabyani, M. Gomaa, H. Khaled, and A. Fahmy, “Dataset of breast ultrasound images,” *Data Brief*, vol. 28, p. 104863, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.dib.2019.104863.
- [27] B. W. Matthews, “Comparison of the predicted and observed secondary structure of T4 phage lysozyme,” *Biochim. Biophys. Acta BBA-Protein Struct.*, vol. 405, no. 2, pp. 442–451, 1975.

PHỤ LỤC

I. TỪ ĐIỂN DỮ LIỆU

Bảng 7.1: Bảng TINHTP (tỉnh/thành phố)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	tinhtp_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	tinhtp_ten	varchar	50			✓			Tên tỉnh/thành phố

Bảng 7.2: Bảng QUANHUYEN (quận/huyện)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	qh_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	qh_ten	varchar	50			✓			Tên quận/huyện
3	tinhtp_id	integer	11			✓		✓	ID tỉnh/thành phố

Bảng 7.3: Bảng PHUONGXA (phường/xã)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	px_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	px_ten	varchar	50			✓			Tên phường/xã
3	qh_id	integer	11			✓		✓	ID quận/huyện

Bảng 7.4: Bảng DODO (độ đo)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	dodo_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	dodo_ten	varchar	50			✓			Tên độ đo
3	loaimh_id	integer	11			✓		✓	ID loại mô hình
4	mh_id	integer	11			✓		✓	ID mô hình
5	anhgoc_id	integer	11			✓		✓	ID ảnh siêu âm

Bảng 7.5: Bảng LOAIMOHINH (loại mô hình)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	loaimh_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	loaimh_ten	varchar	50			✓			Tên loại mô hình

Bảng 7.6: Bảng MOHINH_BENH (mô hình bệnh)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	mh_id	integer	11	✓	✓	✓		✓	ID mô hình
2	benh_id	integer	11	✓	✓	✓		✓	ID bệnh

Bảng 7.7: Bảng BENHNNHAN (bệnh nhân)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	bn_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	bn_hoten	varchar	50			✓			Họ tên
3	px_id	integer	11			✓		✓	ID phường/xã

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
4	bn_gioitinh	varchar	11			✓			Giới tính
5	bn_ngaysinh	date				✓			Ngày sinh
6	bn_sdt	varchar	11			✓			Số điện thoại
7	bn_diachi	varchar	100			✓			Địa chỉ

Bảng 7.8: Bảng GIATRISIEUTHAMSO (giá trị siêu tham số)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	mh_id	integer	11	✓	✓	✓			ID mô hình
2	sieuthamso_id	integer	11	✓	✓	✓			ID siêu tham số
3	ct_giatri	varchar	50			✓			Chi tiết giá trị siêu tham số

Bảng 7.9: Bảng MOHINH (mô hình)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	mh_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	mh_ten	varchar	50			✓			Tên mô hình
3	loaimh_id	integer	11			✓		✓	ID loại mô hình
4	mh_path	varchar	1024			✓			Đường dẫn đến file mô hình
5	samples_train	varchar	30			✓			Số lượng hình ảnh trong tập dữ liệu huấn luyện
6	samples_test	varchar	30			✓			Số lượng hình ảnh trong tập dữ liệu đánh giá

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
7	result_train	varchar	30			✓			Kết quả huấn luyện
8	result_test	varchar	30			✓			Kết quả đánh giá

Bảng 7.10: Bảng BENH (bệnh)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	benh_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	benh_ten	varchar	30			✓			Tên bệnh

Bảng 7.11: Bảng QUYEN (quyền)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	quyen_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	quyen_ten	varchar				✓			Tên quyền

Bảng 7.12: Bảng SIEUTHAMSO (siêu tham số)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	sieuthamso_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	sieuthamso_ten	varchar	30			✓			Tên siêu tham số
3	sieuthamso_ghichu	varchar	11						Ghi chú siêu tham số

Bảng 7.13: Bảng ANHSIEUAM (ảnh siêu âm)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	anhgoc_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	ngaygionhap	timestamp				✓			Ngày giờ nhập
3	path_anhgoc	varchar	1024			✓			Đường dẫn lưu file ảnh gốc

Bảng 7.14: Bảng PHIENCHANDOAN (phiên chẩn đoán)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	bn_id	integer	11	✓	✓	✓		✓	ID bệnh nhân
2	anhgoc_id	integer	11	✓	✓	✓		✓	ID ảnh gốc
3	pcd_so	integer	11		✓	✓			Số phiên chẩn đoán
4	pcd_ngaygio	timestamp				✓			Ngày giờ phiên chẩn đoán

Bảng 7.15: Bảng KQCD_MH (kết quả chẩn đoán mô hình)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	mh_id	integer	11	✓	✓	✓		✓	ID mô hình
2	segmented_img_path	varchar	1024			✓			Đường dẫn của ảnh đã

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
									được phân vùng
3	anhgoc_id	integer	11			✓		✓	ID ảnh gốc
4	tg_chay	float				✓			Thời gian chạy
5	ground_truth_img	varchar	1024						Đường dẫn của hình ảnh được phân vùng thực tế
6	IoU	float							Độ đo IoU

Bảng 7.16: Bảng NOICAPBANG (nơi cấp bằng)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	ncb_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	px_id	integer	11			✓		✓	ID phường xã

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
3	ncb_ten	varchar	50			✓			Tên nơi cấp bằng
4	ncb_diachi	varchar	100			✓			Địa chỉ nơi cấp bằng
5	ncb_email	varchar	30						Email
6	ncb_sdt	varchar	11						Số điện thoại

Bảng 7.17: Bảng BACSI (bác sĩ)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	bs_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	ck_id	integer	11			✓	0	✓	ID chuyên khoa
3	quyen_id	integer	11			✓	1	✓	ID quyền
4	nlv_id	integer	11			✓	0	✓	ID nơi làm việc
5	bs_hoten	varchar	50			✓			Họ tên

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
6	bs_gioitinh	varchar	20			✓			Giới tính
7	bs_ngaysinh	date							Ngày sinh
8	bs_diachi	varchar	100						Địa chỉ
9	bs_sdt	varchar	11			✓			Số điện thoại
10	bs_mk	varchar	30			✓			Mật khẩu

Bảng 7.18: Bảng KQCD_BS (kết quả chẩn đoán Bác sĩ)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	anhgoc_id	integer	11	✓	✓	✓		✓	ID ảnh gốc
2	bs_id	integer	11	✓	✓	✓		✓	ID bác sĩ
3	ketqua_cd	varchar	1024			✓			Kết quả chẩn đoán
4	Ngaygio_cd	timestamp				✓			Ngày giờ chẩn đoán
5	ghichu_cd	varchar	1024						Ghi chú chẩn đoán

Bảng 7.19: Bảng NOILAMVIEC (nơi làm việc)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	nlv_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	nlv_ten	varchar	100			✓			Tên nơi làm việc
3	nlv_diachi	varchar	100			✓			Địa chỉ

Bảng 7.20: Bảng CHUYENKHOA (chuyên khoa)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	ck_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	ck_ten	varchar	50			✓			Tên chuyên khoa

Bảng 7.21: Bảng BANGCAP (bằng cấp)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	bangcap_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	ncb_id	integer	11			✓		✓	ID nơi cấp bằng
3	bs_id	integer	11			✓		✓	ID bác sĩ
4	cn_id	integer	11			✓		✓	ID chuyên ngành
5	sohieu	varchar	50			✓			Số hiệu
6	ngaycap	date				✓			Ngày cấp bằng
7	path	varchar	1024			✓			Đường dẫn đến hình ảnh của bằng cấp

Bảng 7.22: Bảng CHUYENNGANH (chuyên ngành)

STT	Tên thuộc tính	Kiểu	Kích thước	Khóa chính	Duy nhất	Not Null	GT mặc nhiên	Khóa ngoại	Diễn giải
1	cn_id	integer	11	✓	✓	✓			ID
2	cn_ten	varchar	50			✓			Tên chuyên ngành

II. HƯỚNG DẪN CÀI ĐẶT VÀ SỬ DỤNG HỆ THỐNG

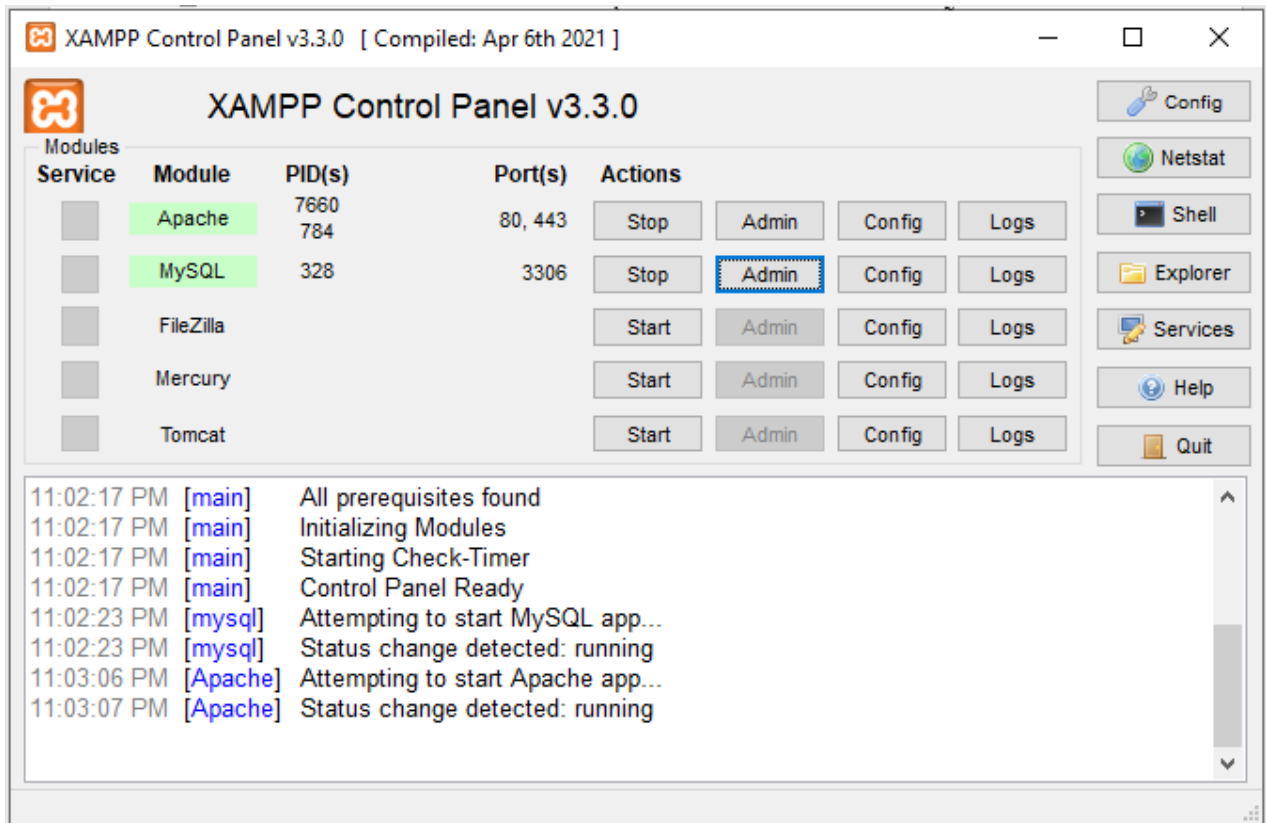
II.1. CÀI ĐẶT CÁC NGÔN NGỮ, CÔNG CỤ VÀ CÔNG NGHỆ HỖ TRỢ

Để sử dụng hệ thống, máy chủ cần cài đặt các thành phần sau:

- Python: một ngôn ngữ lập trình bậc cao được sử dụng cho các bài toán máy học, phân tích dữ liệu cũng như xây dựng và quản lý các ứng dụng web, phần mềm. Trong hệ thống, Python được sử dụng để xây dựng và huấn luyện các mô hình máy học, kết hợp cùng Flask Framework tạo nên hệ thống API cho website.
- HTML, CSS, Javascript: các ngôn ngữ hỗ trợ xây dựng giao diện trang web.
- Bootstrap: framework phát triển được sử dụng phổ biến trong việc thiết kế website.
- AdminLTE: template quản lý hệ thống web của bootstrap.
- Keras: một thư viện python mạnh mẽ, dễ sử dụng, được xây dựng trên các thư viện học sâu.
- Tensorflow: một thư viện mã nguồn mở xây dựng cho mục đích hỗ trợ lĩnh vực máy học, được tạo nên bởi Google.
- MySQL: hệ quản trị cơ sở dữ liệu phổ biến, được dùng nhiều cho các ứng dụng web.
- PHP: ngôn ngữ lập trình kịch bản chạy trên web server của hệ thống, hỗ trợ xử lý các yêu cầu của người dùng, kết nối với cơ sở dữ liệu được quản lý bởi MySQL.
- Ứng dụng Xampp: tích hợp MySQL, hỗ trợ các tác vụ thêm, sửa, xóa dữ liệu được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu.

II.2. HƯỚNG DẪN KHỞI ĐỘNG HỆ THỐNG

Để khởi động hệ thống, đầu tiên ta cần khởi động MySQL và Apache trên ứng dụng Xampp để sử dụng phpMyAdmin nhằm kết nối, và thực hiện các truy vấn trên cơ sở dữ liệu đã được tạo, **Hình 7.1** minh họa thao tác khởi động Apache và MySQL trên Xampp.



Hình 7.1: Giao diện ứng dụng Xampp

Sau đó ta khởi chạy file app.py trên môi trường Unix đã cài đặt sẵn Python để khởi chạy trang web với Flask API, sau khi web được khởi chạy, sẽ nhận được kết quả như **Hình 7.2**.

```
* Serving Flask app 'app' (lazy loading)
* Environment: production
  WARNING: This is a development server. Do not use it in a production deployment.
  Use a production WSGI server instead.
* Debug mode: on
INFO:werkzeug: * Running on http://localhost:5000 (Press CTRL+C to quit)
INFO:werkzeug: * Restarting with stat
```

Hình 7.2: Giao diện thông báo khởi động web thành công

Khi server được khởi động, người dùng có thể tiến hành truy cập vào website và sử dụng các chức năng của hệ thống (được trình bày trong mục II.3)

II.3. HƯỚNG DẪN SỬ DỤNG HỆ THỐNG

II.2.1. Đăng ký

Để sử dụng hệ thống, bác sĩ cần đăng ký một tài khoản, trong đó cần nhập số điện thoại, họ và tên, cũng như mật khẩu đăng nhập của tài khoản, những thông tin khác sẽ được cập nhật ở chức năng quản lý thông tin tài khoản trong tương lai. Đối với các bác sĩ quản trị, tài khoản được tạo sẵn và không cần đăng ký. Giao diện đăng ký được thể hiện ở **Hình 7.3**.

The image shows a web form for registering a new account on the MedicineLNL platform. The form is titled "Đăng ký tài khoản mới" (Register new account) and is set against a light blue background with the MedicineLNL logo at the top. It contains four input fields: "Họ và tên" (Full name) with a person icon, "SĐT" (Phone number) with an envelope icon, "Mật khẩu" (Password) with a lock icon, and "Nhập lại mật khẩu" (Repeat password) with a lock icon. Below the fields is a checkbox labeled "Tôi đồng ý với điều khoản" (I agree with the terms) and a blue "Đăng ký" (Register) button. A link "Tôi đã có tài khoản" (I already have an account) is located at the bottom left of the form area.

Hình 7.3: Giao diện đăng ký tài khoản

II.2.2. Đăng nhập

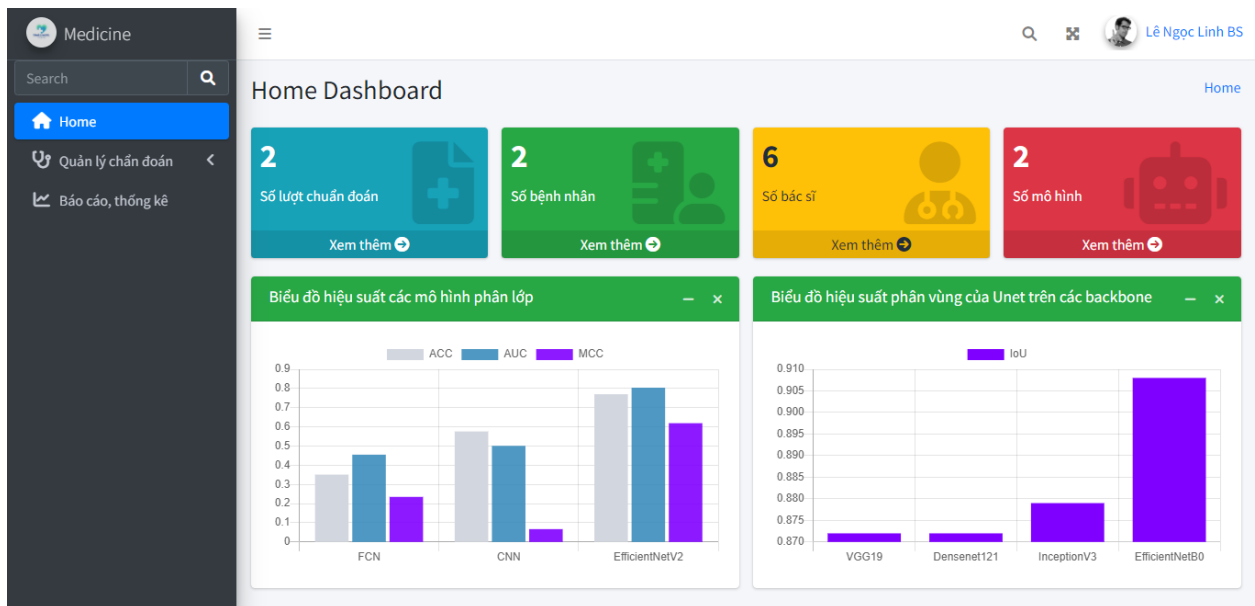
Để sử dụng các chức năng của hệ thống, người dùng cần truy cập vào địa chỉ website và đăng nhập vào tài khoản đã đăng ký trước đó, giao diện chức năng đăng nhập được mô tả như **Hình 7.4**. Người dùng cần nhập đúng số điện thoại và mật khẩu để đăng nhập vào hệ thống.



Hình 7.4: Giao diện đăng nhập

II.2.3. Giao diện chính của người dùng bác sĩ

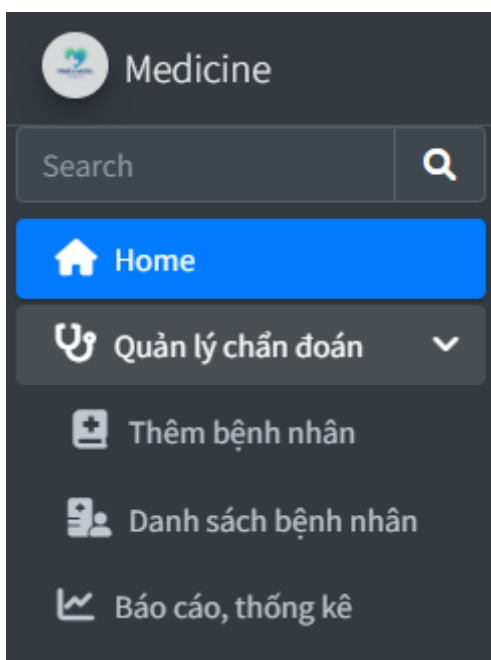
Dưới đây là giao diện chính của bác sĩ sau khi đã đăng nhập vào hệ thống.



Hình 7.5: Giao diện chính của bác sĩ

Trên **Hình 7.5** ta có thể thấy, giao diện chính của trang web thể hiện cho người dùng các thông tin như: số lượt chẩn đoán, số bệnh nhân, số bác sĩ, số mô hình, cùng với đó là 2 biểu đồ hiệu suất của các mô hình phân lớp và phân vùng ảnh siêu âm đã được kiểm nghiệm trong nghiên cứu.

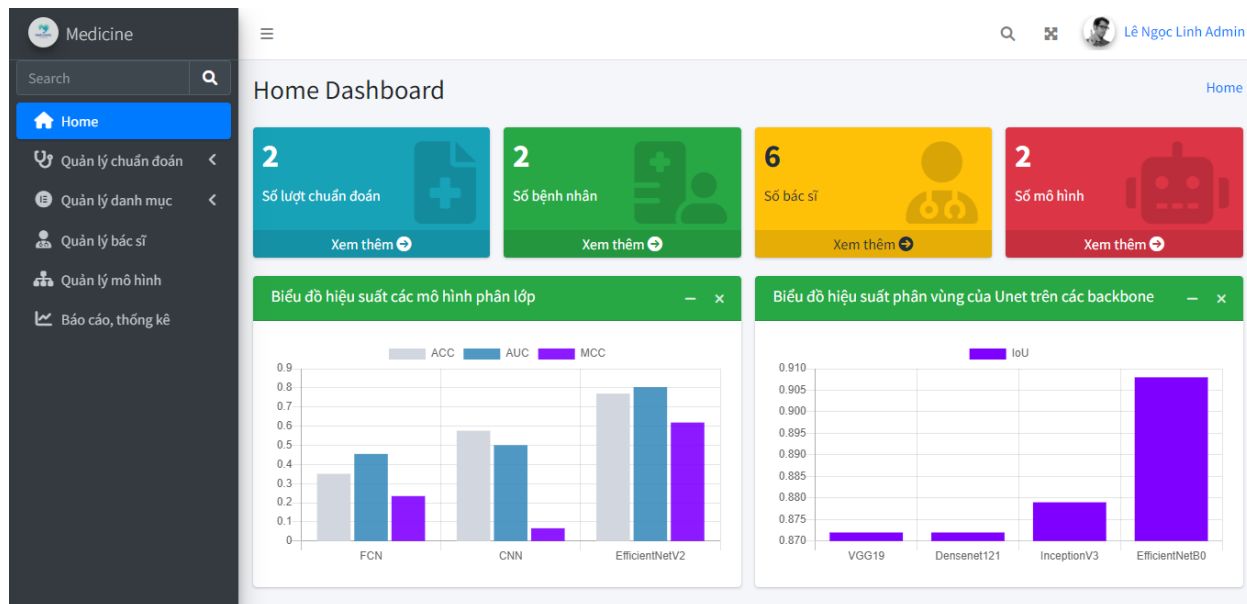
Các bác sĩ có thể thực hiện các chức năng chẩn đoán, quản lý bệnh nhân bằng cách nhấn vào các chức năng bên thanh menu (như **Hình 7.6**).



Hình 7.6: Menu chức năng của người dùng bác sĩ

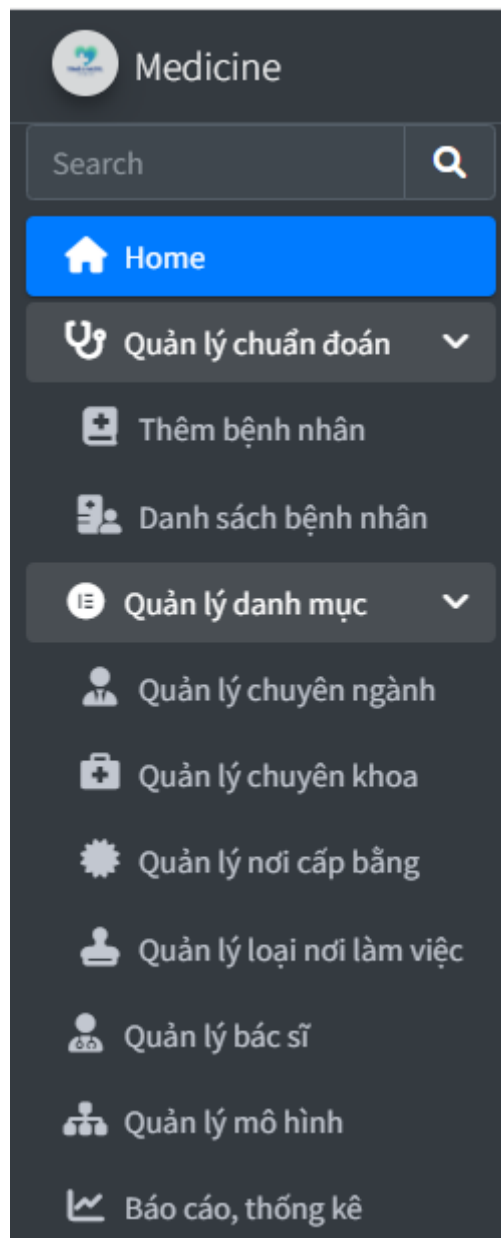
II.2.4. Giao diện chính của người dùng bác sĩ quản trị

Giao diện chính của người dùng bác sĩ quản trị được minh họa ở **Hình 7.7**.



Hình 7.7: Giao diện chính của người dùng bác sĩ quản trị

Nhìn chung, các thông tin hiển thị của người dùng quản trị giống với bác sĩ. Tuy nhiên, người dùng bác sĩ quản trị có thêm các quyền quản lý bác sĩ (quản lý người dùng), và quản lý mô hình (bao gồm các chức năng thêm, sửa, xóa mô hình như đã trình bày trong mục 4.3.2). Dưới đây (**Hình 7.8**) là menu chức năng của người dùng bác sĩ quản trị.



Hình 7.8: Menu chức năng của người dùng quản trị