

**BỘ GIÁO DỤC  
VÀ ĐÀO TẠO**

**VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC  
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM**

**HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ**

---



**Lê Hoàng Hiệp**

**NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG HỌC SÂU HỖ TRỢ PHÁT HIỆN BỆNH  
VỠNG MẠC ĐÁI THÁO ĐƯỜNG TỪ ẢNH VỠNG MẠC**

**LUẬN VĂN THẠC SĨ: MÁY TÍNH**

*Hà Nội - Năm 2023*

**BỘ GIÁO DỤC  
VÀ ĐÀO TẠO**

**VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC  
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM**

**HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ**



**Lê Hoàng Hiệp**

**NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG HỌC SÂU HỖ TRỢ PHÁT HIỆN BỆNH  
VỠNG MẠC ĐÁI THÁO ĐƯỜNG TỪ ẢNH VỠNG MẠC**

Chuyên ngành: Hệ thống thông tin  
Mã số: 8480104

**LUẬN VĂN THẠC SĨ NGÀNH: MÁY TÍNH**

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:  
TS. Nguyễn Như Sơn

*Hà Nội - Năm 2023*

**CAM ĐOAN**

*Tôi xin cam đoan đề tài nghiên cứu trong luận văn này là công trình nghiên cứu của tôi dựa trên những tài liệu, số liệu do chính tôi tự tìm hiểu và nghiên cứu. Chính vì vậy, các kết quả nghiên cứu đảm bảo trung thực và khách quan nhất. Đồng thời, kết quả này chưa từng xuất hiện trong bất cứ một nghiên cứu nào. Các số liệu, kết quả nêu trong luận văn là trung thực nếu sai tôi hoàn toàn chịu trách nhiệm trước pháp luật.*

**Tác giả luận văn**

**Lê Hoàng Hiệp**

## LỜI CẢM ƠN

Đề tài “*Nghiên cứu ứng dụng học sâu hỗ trợ phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường từ ảnh võng mạc*” là nội dung tôi chọn để nghiên cứu và làm luận văn tốt nghiệp cao học sau hai năm theo học ở Học viện Khoa học và Công nghệ. Trong quá trình làm và hoàn thiện luận văn tốt nghiệp tôi đã nhận được rất nhiều sự giúp đỡ.

Đầu tiên, tôi xin gửi lời cảm ơn chân thành tới thầy hướng dẫn TS. Nguyễn Như Sơn. Thầy là người đã tận tình giúp đỡ, dẫn dắt, truyền đạt kiến thức cũng như kinh nghiệm cho tôi, không chỉ trong quá trình thực hiện luận văn tốt nghiệp mà còn trong suốt thời gian học tập tại Học viện Khoa học và Công nghệ.

Tiếp đó tôi cũng xin gửi lời cảm ơn đến các quý thầy cô đã giảng dạy tôi trong suốt thời gian theo học tại Học viện Khoa học và Công nghệ.

Tôi cũng xin gửi lời cảm ơn đơn vị chuyên môn, ban Lãnh đạo, phòng Đào tạo, các phòng chức năng của Học viện Khoa học và Công nghệ để luận văn được hoàn thành.

Sau cùng tôi muốn gửi lời cảm ơn đến gia đình, bạn bè, các đàn anh đàn chị, các bạn học cùng lớp ITT2021A đã luôn đồng viên, giúp đỡ tôi trong quá trình làm luận văn.

Trong quá trình làm luận văn, tôi đã cố gắng hết sức để hoàn thành thật tốt đề tài này trong khả năng của mình. Tuy nhiên do điều kiện thời gian cũng như kiến thức còn hạn chế, nên luận văn chắc chắn vẫn còn nhiều thiếu sót. Tôi thực sự mong nhận được sự góp ý của thầy cô và các bạn.

Một lần nữa, xin chân thành cảm ơn!

*Hà Nội, ngày tháng năm 2023*  
**Học viên**

**Lê Hoàng Hiệp**

## MỤC LỤC

<b>CAM ĐOAN</b> .....	3
<b>LỜI CẢM ƠN</b> .....	4
<b>MỤC LỤC</b> .....	5
<b>DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU, CÁC CHỮ CÁI VIẾT TẮT</b> .....	8
<b>DANH MỤC CÁC BẢNG</b> .....	9
<b>DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ, ĐỒ THỊ</b> .....	10
<b>MỞ ĐẦU</b> .....	12
1. <i>Lý do chọn đề tài</i> .....	13
2. <i>Mục đích nghiên cứu</i> .....	14
3. <i>Nội dung nghiên cứu</i> .....	15
4. <i>Đối tượng và phạm vi nghiên cứu</i> .....	15
4.1 <i>Bệnh lý hoàng điểm do đái tháo đường</i> .....	15
4.2 <i>Bệnh lý võng mạc đái tháo đường tiền tăng sinh</i> .....	16
4.3 <i>Bệnh lý võng mạc đái tháo đường giai đoạn tăng sinh</i> .....	17
5. <i>Những đóng góp của luận văn</i> .....	17
1.1. <i>Giới thiệu</i> .....	19
1.2. <i>Tình hình nghiên cứu trong nước</i> .....	19
1.3 <i>Tình hình nghiên cứu ở nước ngoài</i> .....	25
<b>CHƯƠNG 2: MÔ HÌNH MẠNG NƠ-RON ĐỀ XUẤT</b> .....	34

2.1.	Giới thiệu.....	34
2.2.	Một số mạng nơ-ron phổ biến thường được sử dụng.....	34
2.2.1	Mạng nơ-ron tích chập (CNN).....	35
2.2.2	Lớp tích chập.....	35
2.2.3	Lớp tổng hợp.....	36
2.2.4	Lớp kết nối đầy đủ.....	37
2.2.5	Dropout.....	38
2.2.6	Hàm kích hoạt.....	39
2.2.7	Các kiến trúc CNN phổ biến khác.....	40
2.3	Các kỹ thuật tiền xử lý ảnh.....	45
2.4	Mạng ResNet50.....	49
2.5	Mô hình đề xuất.....	49

### **CHƯƠNG 3: THỰC NGHIỆM MÔ HÌNH VÀ ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ 51**

3.1.	Dữ liệu thử nghiệm.....	51
3.2.	Công cụ và môi trường thử nghiệm.....	52
3.3.	Kịch bản thử nghiệm.....	52
3.4.	Phương pháp đánh giá.....	53
3.5.	Chi tiết mô hình đề xuất.....	54
	<i>Bước 1: Tiền xử lý dữ liệu.....</i>	<i>54</i>
	<i>Bước 2: Phân loại ảnh bằng mô hình ResNet50.....</i>	<i>58</i>
3.6.	Kết quả thực nghiệm.....	59

<b>KẾT LUẬN</b> .....	61
1.    Kết luận.....	61
2.    Hướng nghiên cứu tiếp theo .....	61
<b>DANH MỤC CÔNG TRÌNH CỦA TÁC GIẢ</b> .....	62
<b>TÀI LIỆU THAM KHẢO</b> .....	63

## DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU, CÁC CHỮ CÁI VIẾT TẮT

<b>STT</b>	<b>Từ viết tắt</b>	<b>Từ tiếng anh</b>	<b>Diễn giải/tạm dịch</b>
1	DR	Diabetic retinopathy	bệnh võng mạc đái tháo đường
2	AI	Artificial Intelligent	Trí tuệ nhân tạo
3	CPU	Central processing Unit	Bộ xử lý trung tâm
4	GPU	Graphical Processing Unit	bộ xử lý đồ hoạ
5	CNN	Convolution neural network	Mạng nơ-ron tích chập
6	AMD	Age-related macular degeneration	Thoái hoá điểm vàng liên quan đến tuổi tác
7	DM	Diabetes Mellitus	Bệnh đái tháo đường
8	OCT	Optical coherence tomography	Chụp cắt lớp kết hợp quang học
9	OCTA	Optical coherence tomography angiography	Chụp X-Quang quang học



**DANH MỤC CÁC BẢNG**

Bảng 1.3.1: Một số mô hình phân loại DR phổ biến .....	31
Bảng 3.1.1: Một số bộ dữ liệu phổ biến.....	51
Bảng 3.6.1: Một số kết quả thực nghiệm .....	59

## DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ, ĐỒ THỊ

Hình 1.1: Hình ảnh nhiễm và không nhiễm bệnh .....	13
Hình 4.1.1: Ảnh OCT hoàng điểm bình thường .....	16
Hình 4.1.2: Ảnh OCT mắt bị phù hoàng điểm.....	16
Hình 4.3.1: Bệnh võng mạc đái tháo đường trên ảnh võng mạc huỳnh quang .....	17
Hình 2.1.1: Một kiến trúc điển hình để phân loại bệnh DR.....	34
Hình 2.2.1.1: Mô hình mạng nơ-ron tích chập.....	35
Hình 2.2.2.1: Mô hình một lớp tích chập.....	36
Hình 2.2.3.1: Ví dụ minh họa về lớp tổng hợp Max kích thước 2x2.....	37
Hình 2.2.4.1: Ví dụ về một lớp kết nối đầy đủ .....	38
Hình 2.2.5.1: Minh họa Dropout.....	39
Hình 2.2.6.1: Một số hàm kích hoạt phổ biến.....	40
Hình 2.3.1: Một số kỹ thuật tiền xử lý ảnh .....	45
Hình 2.3.2: Kỹ thuật lật ảnh .....	45
Hình 2.3.3: Kỹ thuật cắt ảnh ngẫu nhiên.....	46
Hình 2.3.4: Kỹ thuật xoay ảnh .....	46
Hình 2.3.5: Kỹ thuật dịch chuyển màu của ảnh .....	47
Hình 2.3.6: Kỹ thuật thêm nhiễu vào ảnh .....	47
Hình 2.3.7: Kỹ thuật mất mát thông tin .....	48
Hình 2.3.8: Kỹ thuật thay đổi độ tương phản .....	48
Hình 2.5.1: Quy trình phân loại dự kiến .....	50

Hình 3.4.1. Công thức xác định giá trị Precision và Recall.....	53
Hình 3.4.2.: Công thức xác định giá trị F1-Score .....	54
Hình 3.4.3: Công thức xác định giá trị Accuracy .....	54
Hình 3.5.1: Dữ liệu đầu vào .....	54
Hình 3.5.2: Dữ liệu sau khi chuyển sang ảnh xám .....	55
Hình 3.5.3: Biểu đồ tần suất xuất hiện của các nhóm bệnh trong tập dữ liệu	56
Hình 3.5.4: Hình ảnh sau khi tiến hành làm mờ và cắt ảnh theo vùng biên ...	56
Hình 3.5.5: Một số hình ảnh dữ liệu sau khi được tăng cường.....	57
Hình 3.5.6: Dữ liệu sau khi được cắt theo góc tự động. ....	58
Hình 3.5.7: Mô hình mạng ResNet50 .....	58

## MỞ ĐẦU

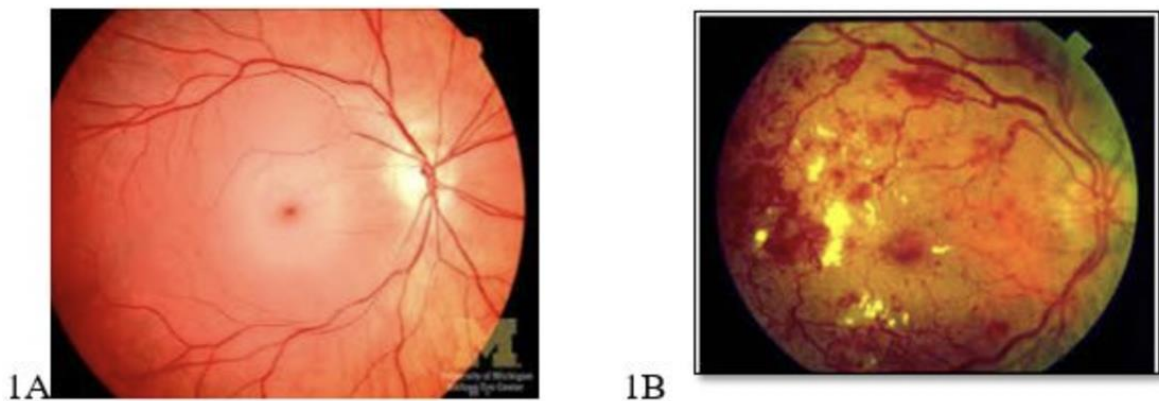
Nghiên cứu về phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường từ ảnh võng mạc có ý nghĩa quan trọng từ nhu cầu thực tiễn tại Việt Nam hiện nay. Cùng với sự gia tăng của các bệnh nhân tiểu đường trên toàn thế giới dẫn theo số lượng bệnh nhân mắc bệnh võng mạc đái tháo đường (Diabetic retinopathy - DR) cũng ngày càng tăng do đây là một trong những biến chứng chính mà bệnh tiểu đường gây ra. Nếu không được theo dõi thì bệnh DR sẽ làm cho bệnh nhân suy giảm thị lực dẫn đến mù từng phần hoặc toàn phần. Do số lượng bệnh nhân tiểu đường ngày càng tăng theo cấp số nhân trong những năm tới, nên cần phải có nhiều bác sĩ chuyên khoa mắt có trình độ chuyên môn cao để có thể kiểm soát, điều trị bệnh nhân. Điều này dẫn đến nhu cầu cần phải đưa ra những phương thức tự động hóa nhằm phát hiện sớm bệnh DR. Các bác sĩ cần có thêm sự hỗ trợ trong chẩn đoán, đặc biệt là chẩn đoán sớm và các giai đoạn bệnh. Ngoài ra, bệnh võng mạc tiểu đường cũng là biến chứng phổ biến nhất của bệnh đái tháo đường, là nguyên nhân hàng đầu gây ra các trường hợp mù lòa ở người trung niên và người cao tuổi ở Châu Á - Thái Bình Dương [1]. Các khảo sát vào năm 2018 đã chỉ ra rằng có đến khoảng 51% người bị mù lòa có nguyên nhân chính là do bệnh võng mạc tiểu đường trên toàn cầu ( $n = 424.400$ ) và con số này lên đến 56% đối với những người đến từ Châu Á-Thái Bình Dương. Mặc dù vậy, nhận thức/hiểu biết về bệnh võng mạc đái tháo đường ở những người mắc bệnh tiểu đường dao động ở khoảng 28%. Mặc dù đã có nhiều chương trình sàng lọc có hệ thống đối với căn bệnh này và sự tiến bộ trong các phương pháp sàng lọc y tế từ xa đã giúp nhiều bệnh nhân hơn được phát hiện bệnh này từ sớm và tiết kiệm chi phí, tuy nhiên vẫn còn nhiều yếu tố cản trở việc sàng lọc ở các khu vực có thu nhập trung bình thấp ở Châu Á - Thái Bình Dương.

Với sự phát triển của khoa học công nghệ, tiêu biểu trong số đó là sử dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo (AI) đặc biệt là Học sâu (Deep Learning), và tính toán mềm, việc phát hiện những triệu chứng từ sớm trong thời gian ngắn và phạm vi rộng là hoàn toàn có thể, từ đó giúp bác sĩ nhanh chóng phát hiện và đưa ra quyết định chính xác. Từ năm 2016 đến nay, rất nhiều công trình nghiên cứu về các thuật toán phát hiện bệnh DR sử dụng các mô hình mạng nơ ron tích chập CNN. Đặc biệt từ năm 2019, số lượng các nghiên cứu hàng năm

áp dụng CNN làm mô hình phát triển chính đã tăng lên đáng kể. Trong khi đó, khả năng tính toán của PC đã tăng lên đáng kể từ năm 2016 cho cả CPU và GPU nên hầu hết các phần mềm cần thiết đều cho phép chạy chương trình miễn phí và cung cấp nhiều quyền tự do sử dụng, ngay cả khi sử dụng cho mục đích thương mại. Điều này đã hỗ trợ cho các nhà nghiên cứu quyền truy cập để thực hiện tính toán GPU song song trong quá trình thực hiện các quy trình học máy nhằm huấn luyện mô hình.

### 1. Lý do chọn đề tài

Trong thực tế, hàng loạt những biểu hiện như thoái hóa điểm vàng như hình 1.1 dưới đây liên quan đến tuổi tác (AMD), bệnh tăng nhãn áp và bệnh võng mạc tiểu đường (DR) có thể ảnh hưởng đến mắt [2, 3]. Những bệnh này rất đa dạng từ giảm thị lực đến mất hoàn toàn thị lực, nếu không được phát hiện và điều trị sớm. Thật không may, những bệnh này thường không được phát hiện sớm ngay từ đầu hoặc có biểu hiện rõ ràng mà chỉ có thể được xác định bằng các xét nghiệm mắt theo dõi định kỳ. Bệnh này gây ra do đái tháo đường (DM), được xác định là do chuyển hóa glucose kém do suy giảm hoặc kháng insulin. Điều này có thể dẫn đến tăng đường huyết, có thể dẫn đến các hậu quả liên quan đến mạch máu và thần kinh. Do đó, tất cả bệnh nhân tiểu đường đều có nguy cơ mắc DR, đặc biệt là ở người trưởng thành [4, 5]. DR thường có những biểu hiện triệu chứng thị giác không rõ ràng, nhưng nó có thể tiến triển thành tình trạng lan rộng và nghiêm trọng, và sự phát triển của bệnh có thể dẫn đến mù lòa. Do đó, chẩn đoán sớm có thể giảm chi phí điều trị và giảm khả năng mất thị lực xuống 57% [6].



Hình 1.1: Hình ảnh nhiễm (bên phải) và không nhiễm bệnh (bên trái)

Theo Teo et al. [7], ước tính có 103,12 triệu người trưởng thành mắc DR trên toàn cầu vào năm 2020. Con số này được dự đoán sẽ đạt 160,50 triệu vào năm 2045. Mặt khác, ước tính có 28,54 triệu người có thể bị mất thị lực do DR. Con số này sẽ tăng lên 44,82 triệu vào năm 2045. Vì vậy, việc kiểm soát dịch bệnh là rất cần thiết. Cần phải bắt đầu với việc chăm sóc lâm sàng DR, đòi hỏi phải tăng cường kiểm soát lượng đường trong máu và huyết áp, trong đó việc kiểm soát lượng đường trong máu và huyết áp là liệu pháp chính. Mặc dù những phương pháp điều trị này rất thành công trong việc giảm tỷ lệ mất thị lực, nhưng chúng không điều trị DR. Có ba phương pháp điều trị chính hiệu quả trong việc giảm tỷ lệ mất thị lực do bệnh này gồm: phẫu thuật laze, cắt dịch kính và tiêm thuốc yếu tố tăng trưởng nội mô chống mạch máu. Chỉ những trường hợp nghiêm trọng nhất của bệnh lý võng mạc tăng sinh mới cần đến phẫu thuật [8. 9].

Hình ảnh y tế chuyên biệt về mắt là một công cụ rất quan trọng trong chẩn đoán sớm. Chụp mạch huỳnh quang, siêu âm B-scan, chụp đáy mắt, chụp cắt lớp kết hợp quang học (OCT) và chụp mạch OCT (OCTA) là những công cụ hình ảnh y tế chuyên dụng phổ biến nhất cho mắt được dựa vào để hỗ trợ chẩn đoán sớm [10].

Từ những nhận xét và đánh giá kể trên, có thể thấy đây là một bệnh rất nguy hiểm, số lượng đối tượng ảnh hưởng là không hề nhỏ, mặc dù đã có nhiều biện pháp khác nhau để khắc phục, tuy nhiên việc phát hiện sớm là điều quan trọng nhất trong quá trình điều trị bệnh này. Do đó, học viên đã lựa chọn “Nghiên cứu ứng dụng học sâu hỗ trợ phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường từ ảnh võng mạc” là đề tài luận văn Thạc sỹ của mình.

## ***2. Mục đích nghiên cứu***

Bài toán ứng dụng học sâu hỗ trợ phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường từ ảnh võng mạc là một bài toán vô cùng lớn, do đó trong phạm vi luận án này, học viên sẽ tập trung giải quyết ba vấn đề như sau:

- Nghiên cứu/tìm hiểu các mô hình/phương pháp giải quyết bài toán đưa ra và xây dựng một mô hình phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường dựa trên cơ sở mạng nơ-ron tích chập.

- Ứng dụng phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường với bộ dữ liệu công khai của Kaggle.

- Xây dựng các chương trình thử nghiệm các mô hình phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường và đánh giá các kết quả thu được từ mô hình.

### **3. Nội dung nghiên cứu**

Mở đầu

Trình bày lý do chọn đề tài, mục đích, đối tượng và phạm vi nghiên cứu, ý nghĩa khoa học và thực tiễn của đề tài nghiên cứu

Chương 1. Tổng quan các nghiên cứu về phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường

Chương 2. Kỹ thuật phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường dựa trên cnn

Chương 3. Xây dựng ứng dụng và đánh giá thực nghiệm

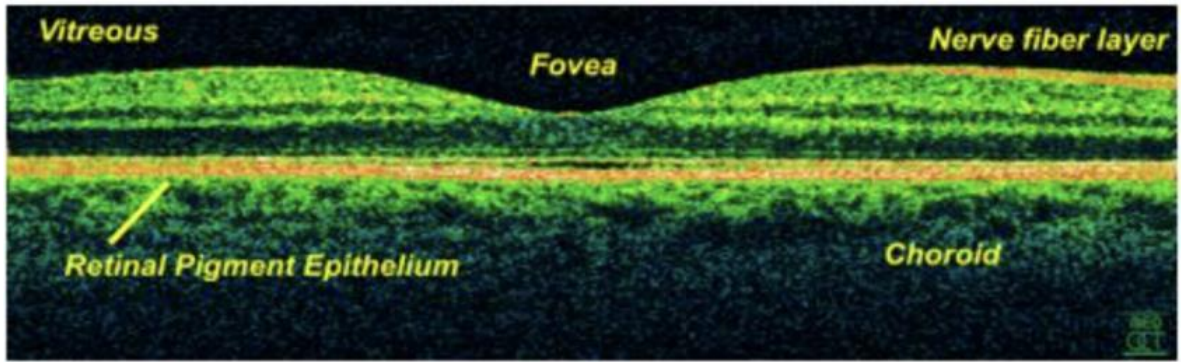
Kết luận

### **4. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu**

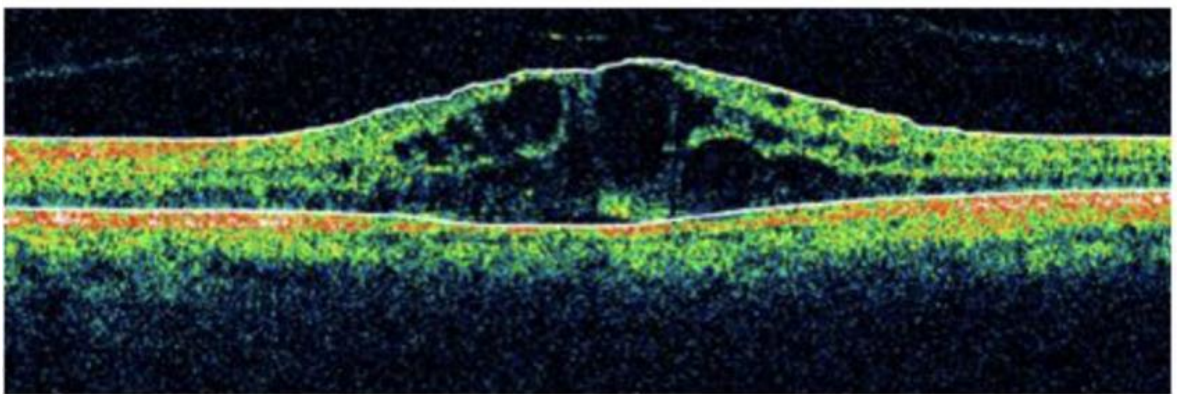
*4.1 Bệnh hoàng điểm ở mắt xuất phát từ các biến chứng đái tháo đường*

Một trong những nguyên nhân phổ biến nhất của giảm thị lực ở mắt đến từ ảnh hưởng của bệnh đái tháo đường, và nguy hiểm hơn khi những loại bệnh này thường không phụ thuộc vào insulin - một loại thuốc thường được sử dụng cho bệnh đái tháo đường. Như nhiều báo cáo đã chỉ ra, vị trí tập trung nhiều thị lực nhất ở mắt là Hoàng điểm. Khi bị nhiễm bệnh bệnh nhân sẽ có những biểu hiện như phù, có thể tạo thành các nang nhỏ, hoặc hy hữu hơn là những tổn thương liên quan đến thiếu máu cục bộ như hình 1.2 và 1.3 dưới đây.

Để điều trị bệnh này, đầu tiên, bệnh nhân cần được khám mắt để kiểm tra tình trạng bệnh và thực hiện điều trị bằng phương pháp laser càng sớm càng tốt để tránh những diễn biến xấu hơn của bệnh



Hình 1.2: Ảnh OCT hoàng điểm bình thường



Hình 1.3: Ảnh OCT mắt bị phù hoàng điểm

#### 4.2 Bệnh lý võng mạc đái tháo đường tiên tăng sinh

Đây là giai đoạn đầu tiên của các bệnh lý liên quan đến đái tháo đường. Ở giai đoạn này các tổn thương có thể được sinh ra bởi sự gián đoạn trong việc cung cấp máu cho mắt, điều này gây ra các ảnh hưởng liên quan đến thiếu máu cục bộ, phù võng mạc thậm chí là xuất huyết. Nguy hiểm hơn nếu các tổn thương này chưa ảnh hưởng đến vùng hoàng điểm thì người bệnh hoàn toàn không cảm nhận được thị lực thay đổi theo chiều hướng xấu đi. Do đó, mặc dù các biểu hiện trên mắt đã dần trở nên nghiêm trọng nhưng bệnh nhân lại thường hiểu nhầm là những tổn thương mắt bình thường nên không đi khám, điều trị bệnh từ sớm dẫn đến những biến chứng không đáng có sau này.

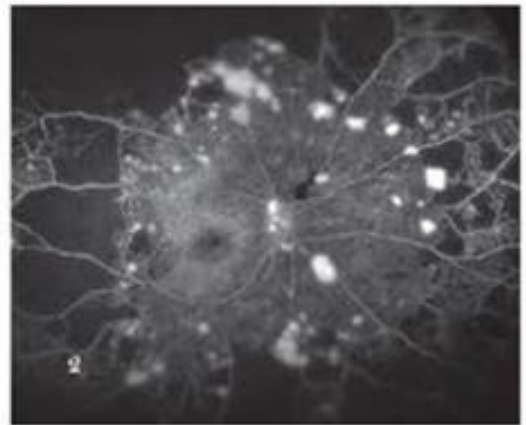
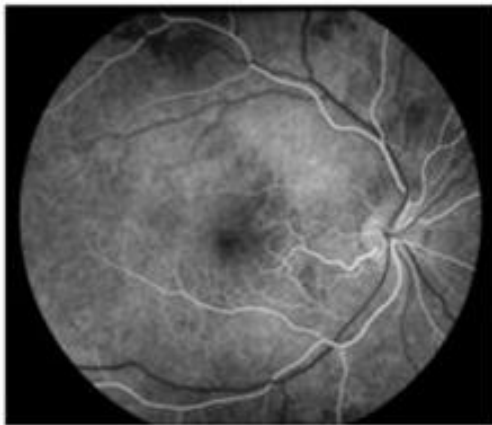
Điều trị: Để điều trị bệnh ở giai đoạn này, phương pháp tối nhất và an toàn nhất là sử dụng phương pháp laser quang đông các vùng tổn thương để giảm thiểu tối đa các biến chứng có thể có.



### 4.3 Bệnh lý võng mạc đái tháo đường giai đoạn tăng sinh

Khi bệnh lý tiến đến giai đoạn này, tình hình của bệnh nhân đã trở nên nguy hiểm hơn rất nhiều. Ở giai đoạn này việc xuất huyết sẽ xuất hiện thường xuyên với mật độ dày hơn, gây ảnh hưởng và kích thích rất lớn đến võng mạc như hình 1.4 dưới đây. Hệ quả của việc này là các tổn thương rất lớn đối với võng mạc và có nguy cơ dẫn đến mù loà. Một triệu chứng khác của giai đoạn này là việc đau nhức mắt diễn ra thường xuyên hơn và rất khó để điều trị.

Điều trị: Ở giai đoạn này bệnh tiến triển theo chiều hướng xấu cực nhanh và nặng, do đó bệnh nhân cần được sử dụng phương pháp laser quang đông tất cả khu vực võng mạc ngay lập tức kết hợp với điều trị đái tháo đường khẩn cấp để giảm thiểu tối đa các biến chứng.



Hình 1.4: Bệnh võng mạc đái tháo đường trên ảnh võng mạc huỳnh quang

## 5. Phương pháp nghiên cứu

Sử dụng phương pháp nghiên cứu lý thuyết kết hợp với thực nghiệm, đánh giá, mô phỏng. Về lý thuyết, nhóm đề tài thực hiện nghiên cứu, đề xuất các thuật toán phát hiện Bệnh võng mạc đái tháo đường từ ảnh võng mạc dựa trên mô hình Học sâu và Tính toán mềm. Về thực nghiệm, nhóm thực hiện nhiệm vụ thiết lập chương trình phần mềm để tính toán thử nghiệm, cài đặt, thử nghiệm các thuật toán trên các dữ liệu chuẩn về bệnh võng mạc như dữ liệu Kaggle DR, Messidor, Indian Diabetic Retinopathy Image Dataset (IDRiD).

**6. Những đóng góp của luận văn**

- Chỉ ra được thực trạng và các nghiên cứu liên quan đến bệnh võng mạc đái tháo đường

- Nêu ra được một số phương pháp hỗ trợ quá trình phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường

- Đưa ra được phương thức tự động hóa với sự hỗ trợ của máy tính nhằm phát hiện sớm bệnh võng mạc đái tháo đường, giảm đáng kể gánh nặng hiện đang đặt lên vai các bác sĩ nhãn khoa.

# CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN ĐẾN BÀI TOÁN PHÁT HIỆN BỆNH VÕNG MẠC ĐÁI THÁO ĐƯỜNG TỪ ẢNH VÕNG MẠC

## 1.1. Giới thiệu

Nghiên cứu về phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường từ ảnh võng mạc có ý nghĩa quan trọng từ nhu cầu thực tiễn tại Việt Nam hiện nay. Các bác sĩ cần có thêm sự hỗ trợ trong chẩn đoán, đặc biệt là chẩn đoán sớm và các giai đoạn bệnh. Sử dụng các kỹ thuật học sâu và tính toán mềm, các vùng nguy cơ sẽ được thể hiện trên ảnh, từ đó giúp bác sĩ nhanh chóng phát hiện và đưa ra quyết định chính xác.

Về mặt khoa học, các nghiên cứu này sẽ gia tăng các công bố quốc tế chất lượng về học sâu và tính toán mềm, góp phần tạo nhóm nghiên cứu liên ngành mạnh.

## 1.2. Tình hình nghiên cứu trong nước

### 1.2.1 Thực trạng bệnh võng mạc đái tháo đường ở Việt Nam

Bệnh võng mạc đái tháo đường thường được coi là một di chứng của bệnh đái tháo đường, xuất hiện sau từ 10-15 năm mắc bệnh đái tháo đường và có tỷ lệ mắc khá cao, có thể lên đến 90%, diễn ra ở toàn bộ các trạng thái bệnh đái tháo đường khác nhau. Ở Việt Nam hiện nay có khoảng 4,5 triệu ca bệnh liên quan đến bệnh lý này, với khoảng 20% những ca bệnh có nguyên nhân trực tiếp đến từ bệnh đái tháo đường. Nếu không được phát hiện và điều trị sớm, những tổn thương hay những di chứng của bệnh để lại sẽ là vô cùng lớn như trạng thái phù hoàng điểm, xuất huyết võng mạc, xuất huyết dịch kính, bong võng mạc, v.v. có nguy cơ dẫn đến mất một phần hoặc toàn bộ thị giác.

Theo một số thống kê đã chỉ ra, số ca mắc bệnh đái tháo đường ở Việt Nam lên đến 2,7% dân số trong đó khu vực các thành phố lớn chiếm khoảng 4,4%, tỷ lệ xuất hiện các biến chứng lên đến 20%, phổ biến trong đó là các biến chứng như tăng nhãn áp, đục thủy tinh thể[55]. Ở Việt Nam, đã có rất nhiều nghiên cứu đã được công bố liên quan đến bệnh này [56].

Trong nghiên cứu của Kim Minh và cộng sự (2021) [55], các tác giả đã quan sát thực trạng bệnh võng mạc đái tháo đường và một số yếu tố liên quan khác tại tỉnh Tiền Giang năm 2020 trên đối tượng lên đến hàng trăm bệnh nhân nhiễm bệnh đái tháo đường theo phương pháp phân tích theo chiều ngang. Một số kết quả bước đầu đã chỉ ra trong các ca nhiễm bệnh võng mạc đái tháo đường, tỉ lệ nam/nữ nhiễm bệnh lần lượt là 34% - 66%, Tỷ lệ nhiễm bệnh ở giai đoạn tiền tăng sinh là 89% còn đối với giai đoạn tăng sinh là 11%, độ tuổi trải từ 32 đến 89 tuổi

Hầu hết các ca bệnh sau khi được tiếp nhận điều trị đều cải thiện được thị lực, tuy nhiên có một ca nhiễm triệu chứng bệnh không được cải thiện và tất cả các ca bệnh điều trị thành công nếu không nhận được điều trị sớm hơn có thể dẫn đến mù loà. Như vậy, bệnh lý võng mạc đái tháo đường là một trong những nguyên nhân hàng đầu đem đến mù loà hoặc giảm thị lực lâu dài đến cho bệnh nhân đái tháo đường do đó cần phát hiện sớm và điều trị với phương pháp phù hợp kịp thời để giảm thiểu tối đa các biến chứng nguy hiểm của bệnh đái tháo đường.

Hoài Vi và cộng sự (2021) [57] đã thực hiện một nghiên cứu chỉ trên đối tượng là người cao tuổi và các biến chứng đối với đối tượng này tại quận Sơn Trà (Đà Nẵng). Với các kết quả thu thập từ tháng 03/2021 đến tháng 4/2021 với trên 142 người cao tuổi (> 60 tuổi) tại quận Sơn Trà trên địa bàn thành phố Đà Nẵng. Kết quả chẩn đoán bệnh võng mạc đái tháo đường và các bệnh liên quan đến mắt khác ở người cao tuổi được dựa trên các tiêu chuẩn, quy định trong chẩn đoán bệnh võng mạc đái tháo đường, các bệnh lý về mắt và được xác nhận bởi các bác sĩ chuyên khoa mắt thuộc 02 Bệnh viện gồm Bệnh viện Mắt Đà Nẵng và Bệnh viện Đà Nẵng trực tiếp khám và chẩn đoán.

Kết quả cho thấy tỷ lệ mắc bệnh đái tháo đường là 25/142 (17,6%), số ca mắc bệnh về võng mạc trong nhóm những người bị đái tháo đường là 12 ca (8,5%); đáng chú ý hơn là có đến 7 người cao tuổi đã xuất hiện các biến chứng về võng mạc đái tháo đường tuy nhiên lại chưa được chẩn đoán hay phát hiện mắc đái tháo đường trước đó (58,3%), và chỉ có 05/25 người cao tuổi được phát hiện mắc đái tháo đường trước đó có biến chứng về võng mạc đái tháo đường

(20%). Từ các kết quả đã nêu ra, nghiên cứu cho thấy người cao tuổi là đối tượng dễ tổn thương nhưng lại chưa nhận được các quan tâm y tế cần thiết để phát hiện sớm các bệnh và biến chứng liên quan đến đái tháo đường.

### 1.2.2 Chẩn đoán và điều trị bệnh võng mạc đái tháo đường ở Việt Nam

Trần Đăng Quang và Vũ Tuấn Anh (2021) [58] đã công bố một nghiên cứu phân tích kết quả của việc điều trị biến chứng của bệnh tiểu đường sử dụng hợp chất Perfluorocarbon (PFCL). Nhóm tác giả đã xem xét các kết quả lâm sàng của khoảng 21 ca bệnh (21 mắt) mắc biến chứng bong võng mạc của bệnh đái tháo đường. Một số kết quả nhóm tác giả chỉ ra rằng sau khoảng thời gian ba tháng điều trị, khả năng thị lực được cải thiện rõ ràng ở hầu hết các bệnh nhân (20/21 bệnh nhân). Các kết quả này cho thấy phương pháp điều trị biến chứng đái tháo đường sử dụng hợp chất PFCL là rất phù hợp.

Một nghiên cứu khác cũng đáng chú ý là nghiên cứu của Đỗ Đình Tùng (2022) [59] liên quan đến các biến chứng về mắt của 145 bệnh nhân đái tháo đường ở độ tuổi người già. Nghiên cứu đã chỉ ra rằng biến chứng phổ biến nhất là đục thủy tinh thể (42,7%) và tỷ lệ gần như là tương đương đối với cả hai mắt. Một số con số đáng chú ý khác cũng có thể kể đến đó là tỷ lệ tình trạng bệnh ở giai đoạn chưa tăng sinh và tăng sinh lần lượt là 66,1% và 22,6%. Điều này cho thấy đối tượng nghiên cứu của bài báo gồm nhiều ca bệnh đã chuyển hướng theo chiều hướng xấu. Nghiên cứu cũng đi đến kết luận, bệnh mắt chủ yếu ở người đái tháo đường là đục thủy tinh thể, bệnh lý kết mạc, bệnh lý giác mạc. Tổn thương là như nhau với cả 2 mắt; trong đó tỷ lệ biến chứng ở giai đoạn tăng sinh là rất cao.

Như các kết quả từ nghiên cứu kể trên có thể nhận thấy, chẩn đoán sớm bệnh đái tháo đường là một việc vô cùng quan trọng. Mọi người nên đi xét nghiệm kiểm tra khi xuất hiện một trong số những biểu hiện sau: - Rối loạn đường huyết khi đói hoặc - Rối loạn dung nạp đường. Những biểu hiện liên quan đến đường huyết chỉ là cơ sở bước đầu để đánh giá mức độ nghiêm trọng của bệnh đái tháo đường.

Tiêu chuẩn để làm xét nghiệm chẩn đoán đái tháo đường hoặc tiền đái tháo đường ở người không có triệu chứng đái tháo đường:

a) Người trưởng thành có chỉ số BMI  $\geq 23$  kg/m<sup>2</sup> , hoặc cân nặng lớn hơn từ 120% chỉ số cân nặng tiêu chuẩn và có ít nhất một trong số yếu tố sau: lười vận động, có thành viên trong gia đình có tiền sử bệnh đái tháo đường (bố, mẹ, anh chị em ruột), huyết áp cao, chỉ số cholesterol  $< 35$  mg/ (0,9 mmol/L) và/hoặc nồng độ triglyceride  $> 250$  mg/dL (2,82 mmol/L) , bụng to bất thường: ở nam giới là lớn hơn 90 cm và ở nữ giới là lớn hơn 80 cm, phụ nữ đang trong giai đoạn thai kỳ, một số dấu hiệu lâm sàng liên quan đến kháng insulin (như béo phì), người gặp vấn đề về tim mạch.

b) Ở bệnh nhân không có các dấu hiệu/triệu chứng trên, có thể thực hiện các kiểm tra phát hiện sớm và thường xuyên đối với những người có độ tuổi ngoài 45.

c) Nếu các kết quả xét nghiệm tốt, nên duy trì việc đi xét nghiệm theo chu kỳ từ 1 đến 3 năm hoặc tùy theo kết quả xét nghiệm hiện có.

Nguyễn Diệu Linh (2019) [61] đã trình bày một nghiên cứu sử dụng thuốc điều trị Bevacizumab để điều trị kết hợp tiêm và cắt dịch kính để điều trị cho giai đoạn tăng sinh của bệnh võng mạc đái tháo đường. Một số các kết quả đáng chú ý mà nghiên cứu đã chỉ ra có thể kể đến như. Nghiên cứu theo dõi tổng cộng 68 mắt sau thời gian mổ 24 tháng. Một số yếu tố chủ quan như: tuổi tác, giới tính, thời gian, tình trạng mắc bệnh,.. không ảnh hưởng nhiều hoặc rõ rệt đến các kết quả điều trị về giải phẫu cũng như thị lực. Với độ tin cậy rất cao ( $p\_value < 0,05$ ) tác giả đã chỉ ra tỷ lệ thị lực được cải thiện rõ rệt ở nhóm những ca bệnh bị xuất huyết dịch kính là 56,9%, ở nhóm bệnh nhân xuất huyết dịch kính cùng với bị bong võng mạc chỉ 13,3%. Đặc biệt, một số biến chứng xảy ra trong quá trình mổ không ảnh hưởng quá nhiều đến các kết quả điều trị sau này. Trong nhóm các bệnh nhân không có biến chứng sau quá trình mổ, tỷ lệ bệnh nhân được cải thiện thị lực là rất cao lên đến 93,9%.

Nguyễn Hải Thủy (2021) [62] đã thực hiện một nghiên cứu liên quan đến điều trị tiền đái tháo đường tại Việt Nam. Tiền đái tháo đường là tình trạng tăng

hàm lượng đường trong máu trên mức bình thường nhưng vẫn ở dưới ngưỡng mắc bệnh đái tháo đường. Đây là giai đoạn thường được gây ra bởi các rối loạn đường huyết lúc đói (IFG) và/hoặc rối loạn dung nạp đường (IGT). Mặc dù, chưa có các con số tiêu chuẩn chung trên toàn thế giới nhưng giai đoạn bệnh nhân bị tiền đái tháo đường thường có nguy cơ cao phát triển thành bệnh đái tháo đường nếu không được điều trị sớm. Nghiên cứu cũng cho thấy ngay cả khi ở giai đoạn tiền đái tháo đường, bệnh nhân hoàn toàn có thể gặp phải các biến chứng của bệnh đái tháo đường. Điều này cũng cho thấy việc điều trị bệnh ở giai đoạn sớm là vô cùng quan trọng. Lúc này để phòng ngừa, bệnh nhân hoàn toàn có thể bắt đầu thay đổi thói quen và lối sống như những bệnh nhân bị đái tháo đường để hạn chế các biến chứng của bệnh này.

Những sự thay đổi này hoàn toàn có thể giúp làm giảm nguy cơ cũng như số lượng ca nhiễm bệnh đái tháo đường và xa hơn là các biến chứng của bệnh đái tháo đường. Tuy nhiên cũng cần lưu ý rằng, việc sử dụng thuốc ở giai đoạn này là không bắt buộc và nên cân nhắc phù hợp giữa chi phí điều trị và các tác dụng phụ có thể có của quá trình điều trị.

Hải Hoàng (2021) [63] đã trình bày một nghiên cứu đánh giá sự thay đổi của bệnh nhân sau khi thay đổi chế độ dinh dưỡng phù hợp và sử dụng thường xuyên thuốc điều trị của bệnh nhân đái tháo đường tít 2.

Các kết quả bước đầu đã chỉ ra hiệu quả vô cùng lớn khi sử dụng các loại thực phẩm tốt cho người bệnh đái tháo đường một cách thường xuyên như sử dụng hàm lượng tinh bột vừa phải ở mức 45-64g giúp cải thiện tình trạng bệnh của khoảng 15% bệnh nhân. Sử dụng nhiều sản phẩm có nhiều chất xơ như các loại rau thường xuyên giúp cải thiện tình trạng bệnh của khoảng 50% bệnh nhân. Bổ sung thêm các dinh dưỡng từ các loại quả chín có thành phần đường tự nhiên sau bữa ăn chính giúp tăng hiệu quả điều trị của khoảng 40% bệnh nhân. Thay đổi khẩu phần ăn protein từ thịt sang các loại thực phẩm như cá, đậu phụ, hải sản cũng làm thay đổi đáng kể hiệu quả điều trị bệnh. Và cuối cùng việc sử dụng thuốc thường xuyên cũng cải thiện tình trạng của khoảng 15% bệnh nhân.

Từ đây nghiên cứu cũng kết luận rằng hiệu quả của quá trình điều trị bệnh đái tháo đường được thay đổi một cách rõ rệt khi thay đổi khẩu phần ăn, cách ăn phù hợp với bệnh tiểu đường và kết hợp cùng với việc điều trị thuốc tuân thủ theo yêu cầu của bác sĩ.

Một nghiên cứu tương tự khác nhưng với đối tượng là các bệnh nhân tại bệnh viện nội tiết tỉnh Sơn La năm 2019 của nhóm tác giả Ngô Huy Hoàng và Đoàn Thị Hồng Thuý (2020) [64] cũng cho kết quả gần như tương tự. Các hiệu quả khi tuân thủ chỉ dẫn của bác sĩ và khẩu phần ăn dinh dưỡng đảm bảo với bệnh đái tháo đường giúp thay đổi một cách rõ rệt sức khoẻ, cũng như tình trạng bệnh đái tháo đường, giúp làm giảm đáng kể các biến chứng của bệnh này.

Một số nghiên cứu thực hiện khảo sát một số đặc điểm lâm sàng, cận lâm sàng của bệnh nhân tăng huyết áp có tiền đái tháo đường hay xác định nhân trắc, đặc điểm lâm/cận lâm sàng; các yếu tố nguy cơ hạ đường huyết ở bệnh nhân đái tháo đường, v.v. Tuy nhiên chưa có nghiên cứu nào thực hiện chẩn đoán từ ảnh võng mạc.

### 1.2.3 Một số nghiên cứu nổi bật trong nước

Cùng với sự gia tăng của các bệnh nhân tiểu đường trên toàn thế giới dẫn theo số lượng bệnh nhân mắc bệnh võng mạc đái tháo đường cũng ngày càng tăng do đây là một trong những biến chứng chính mà bệnh tiểu đường gây ra. Nếu không được theo dõi thì bệnh DR sẽ làm cho bệnh nhân suy giảm thị lực dẫn đến mù từng phần hoặc toàn phần. Do số lượng bệnh nhân tiểu đường ngày càng tăng theo cấp số nhân trong những năm tới, nên cần phải có nhiều bác sĩ chuyên khoa mắt có trình độ chuyên môn cao để có thể kiểm soát, điều trị bệnh nhân. Điều này dẫn đến nhu cầu cần phải đưa ra những phương thức tự động hóa nhằm phát hiện sớm bệnh DR. Một hệ thống chẩn đoán với sự hỗ trợ của máy tính có khả năng làm giảm đáng kể gánh nặng hiện đang đặt lên vai các bác sĩ nhãn khoa. Các nghiên cứu trong nước phần lớn tổng quan hay phân tích đặc điểm, mô tả đặc điểm lâm sàng, vùng tổn thương, các đặc điểm dịch tễ, tiền sử lâm sàng,... của bệnh võng mạc đái tháo đường mà ít quan tâm đến ứng



dụng các mô hình học máy và AI [53-54]. Do vậy đây là chủ đề đang cần được quan tâm gần đây trong Y tế thông minh.

### 1.3 Tình hình nghiên cứu ở nước ngoài

Sahu et al. [19] đã đề xuất thuật toán cải thiện độ tương phản và loại bỏ nhiễu cho hình ảnh đáy võng mạc. Trong kỹ thuật được đề xuất, tác giả đã giải quyết các vấn đề tăng cường và khử nhiễu bằng cách sử dụng nhiều nhóm tham số khác nhau. Một phương pháp khác cũng nhận được nhiều sự quan tâm đó là, phân vùng võng mạc được thực hiện bởi Leopold et al. [20] và thu thập các chỉ số hiệu suất khác nhau để có sự lựa chọn tốt hơn về phân vùng võng mạc. Các kết quả đầu ra và thời gian xử lý của kỹ thuật được so sánh với nhiều bộ dữ liệu khác nhau và cho kết quả rất khả quan. Trong quá trình xử lý hình ảnh y tế, Mahapatra et al. [21], đã thiết kế một cấu trúc gồm nhiều giai đoạn trên cơ sở hàm mất mát bộ ba để cải thiện từng bước chất lượng hình ảnh. Hàm mất mát bộ ba này hoạt động dựa trên chất lượng đầu ra của hình ảnh trước đó, đóng vai trò là đầu vào cho hình ảnh tiếp theo. Ứng dụng của hàm mất mát bộ ba giúp hình ảnh có độ sắc nét cao, giúp phát hiện các bệnh lý võng mạc từ hình ảnh đáy mắt dễ dàng hơn. Trong phân vùng mạch máu, X. Wang, et al. đã giới thiệu phát hiện theo tầng và khung phân loại để phân loại mạch máu võng mạc bằng bộ dữ liệu phức tạp [22]. Các tác giả đã áp dụng ba loại bộ dữ liệu và đạt được độ chính xác từ 95 đến 96% khi tiến hành phân vùng. Phương pháp được xác định đạt được hiệu suất tương đối tốt hơn so với các kỹ thuật phân vùng khác. Theo các tác giả, phương pháp được xác định có thể được sử dụng cho các tác vụ nhận dạng mẫu khác bao gồm cả phân tích hình ảnh.

Thêm vào đó, phân vùng mạch máu được thực hiện bằng một phương pháp nhanh chóng với việc sử dụng kỹ thuật làm mờ hình ảnh [23] cũng là một kỹ thuật đáng chú ý. Trong bước đầu tiên, tác giả đã áp dụng bản đồ bộ ba để sử dụng các thuộc tính của mạch máu và sau đó triển khai kỹ thuật làm mờ hình ảnh phân cấp để có thêm thông tin về các pixel mạch máu từ khu vực quan tâm. Theo kết quả thu được, tác giả đã cải thiện hiệu suất của phân vùng mạch với thời gian thực hiện tối thiểu. Trong lĩnh vực bệnh võng mạc đái tháo đường, Hossain và Reza [24] đã giới thiệu kỹ thuật phân vùng hình ảnh võng mạc trên

cơ sở mạng Markov (MRF). Các tác giả đã sử dụng MRF cho phương pháp được báo cáo và thử nghiệm phân vùng, với hiệu suất tốt hơn so với các kỹ thuật phân vùng hình ảnh rất phức tạp. Trong bài báo đã định nghĩa, các tác giả đã sử dụng MRF để tạo các đoạn mạch máu thông qua các bức ảnh chụp đáy mắt. Trong kỹ thuật đã trình bày, định lý Bayes đã được áp dụng để trích xuất phân phối chung. Bộ dữ liệu HRF và DRIVE được sử dụng để thử nghiệm và đánh giá hiệu suất.

Trong xử lý ảnh, việc nâng cao chất lượng ảnh cũng là một nhiệm vụ quan trọng giúp các nhà nghiên cứu có được kết quả dò tìm và phân loại chính xác hơn. Bandara và Giragama [25] đã giới thiệu một kỹ thuật tăng cường hình ảnh để tạo các đoạn mạch máu thông qua các bức ảnh chụp đáy mắt. Phương pháp nâng cao hình ảnh được kết hợp với phương pháp thuật toán Tyler Coye. Cách tiếp cận cải tiến của mô hình được trình bày dựa trên phép biến đổi đường Hough để phân vùng. DRIVE [46] và STARE [47] là bộ dữ liệu công khai được sử dụng cho các thử nghiệm của phương pháp đã phát triển để phân vùng mạch máu trong hình ảnh đáy võng mạc. Các kết quả phân vùng so sánh và đánh giá hiệu suất đã được thực hiện với năm phương pháp tăng cường độ tương phản nổi tiếng bao gồm, biến đổi đường viền, mặt nạ không sắc nét tuyến tính, chuẩn hóa cục bộ, cân bằng biểu đồ giới hạn độ tương phản và biến đổi wavelet.

K. M. Adal, et al. đã giới thiệu một kỹ thuật linh hoạt và mạnh mẽ để phát hiện các tổn thương màu đỏ trong hình ảnh võng mạc [26]. Các tổn thương nhỏ màu đỏ là nguyên nhân chính gây ra những thay đổi ở võng mạc và có thể được phát hiện thông qua các đặc điểm nhỏ của võng mạc. Để phát hiện các tổn thương màu đỏ, kỹ thuật chấm đốm đa tỷ lệ được áp dụng để đo độ đốm hiệu quả và đơn giản. Các biến thể liên quan đến bệnh võng mạc tiểu đường đã được xác định thêm trên cơ sở các đặc điểm hình dạng và cường độ với sự trợ giúp của bộ phân loại SVM. Vấn đề tổng hợp hình ảnh đáy võng mạc đã được giải quyết bằng cách sử dụng cấu trúc tổng quát của Costa et al. [27]. Cụ thể, trong kỹ thuật đã xác định, một bộ mã hóa tự động đối nghịch đã được triển khai để tổng hợp mạng mạch võng mạc. Các cây phân vùng được tạo ra cũng được áp dụng để tạo ra các bức ảnh màu đáy mắt. Trong kỹ thuật này, cả hai cấu trúc đều đạt được giải pháp tối ưu cho các hàm mất mát khả vi. Cuối cùng,

là tổng hợp kết quả thu được từ mô hình tổng hợp hình ảnh đáy mắt từ đầu đến cuối để tạo ra hình ảnh đáy mắt theo yêu cầu của người dùng.

Mô hình phân tích hình ảnh võng mạc được phát triển bởi Maninis et al. [28], cung cấp sự phân vùng của cả mạch võng mạc và đĩa thị. Mô hình được trình bày dựa trên DCNN để hiểu sâu về hình ảnh võng mạc. Patwari và cộng sự. [29] đã giới thiệu một kỹ thuật thuật toán để tính toán và phân loại mạch máu. Mục tiêu chính của công việc là phân loại các thông số mạch máu bao gồm đường kính trung bình, đường kính, độ dày, chiều dài và diện tích. Các phương pháp phân vùng được xây dựng để khai thác các vùng võng mạc. Việc phân vùng cũng được thực hiện để xác định và phát hiện ranh giới của các mạch máu.

Chất lượng của hình ảnh giúp cho kết quả phân loại tốt hơn. Trong bối cảnh này, Tennakoon et al. [30] đã trình bày một cách tiếp cận mới để phân loại hình ảnh võng mạc trên cơ sở chất lượng. Cách tiếp cận được báo cáo dựa trên các thuật toán tính toán sử dụng CNN. Kết quả của thí nghiệm đã chứng minh rằng cả thông tin cấu trúc và hình học đều được triển khai để phân loại chất lượng hình ảnh. Một kỹ thuật phân loại mạch máu dựa trên học sâu đã được giới thiệu bởi Lahiri et al. [31] sử dụng hình ảnh võng mạc. Cách tiếp cận được báo cáo bắt nguồn từ việc học tập không giám sát. Nhiều chiến lược và bộ mã hóa tự động xếp chồng khử nhiễu đã được khám phá cho các thành viên trong nhóm. Phương pháp được trình bày đã sử dụng hàm softmax để phân loại mạch võng mạc trên bộ dữ liệu DRIVE và Kappa. Hơn nữa, Roychowdhury [32] đã giới thiệu một phương pháp phân vùng để phân vùng các mạch máu dựa trên ba cấp độ phân vùng. Ở cấp độ đầu tiên, quá trình tiền xử lý đã được áp dụng trên mặt phẳng màu lục của hình ảnh đáy võng mạc kỹ thuật số để trích xuất đặc trưng sau khi lọc thông tin cao hơn nữa; các mạch máu lớn được trích xuất bằng hình ảnh nhị phân. Trong giai đoạn tiếp theo, GMM được sử dụng để phân loại các hình ảnh nhị phân và trích xuất đặc trưng được thực hiện trên cơ sở các pixel lân cận. Trong giai đoạn thứ ba, các vùng chính của mạch máu được hợp nhất dựa trên các pixel mạch đã được phân loại. Các thử nghiệm được thực hiện bằng cách sử dụng ba bộ dữ liệu có sẵn công khai bao gồm CHASE DB1[46] và DRIVE [47] dựa trên thuật toán đã phát triển phụ thuộc một phần vào dữ

liệu đào tạo. Hơn nữa, một kỹ thuật lọc phù hợp cải tiến đã được giới thiệu bởi Odstrcilik et al. [33] để phân vùng các mạch máu võng mạc thông qua các bức ảnh chụp đáy mắt. Phương pháp được báo cáo dựa trên đường kính mạch máu của hình ảnh đáy võng mạc độ nét cao. Trong kỹ thuật này, một cơ sở dữ liệu hình ảnh đáy võng mạc có độ phân giải cao mới đã được giới thiệu để có kết quả phân vùng mạch máu tốt hơn. Relan et al. [34] đã giới thiệu kỹ thuật phân loại mạch máu võng mạc bằng mô hình kết hợp Gaussian với bộ phân loại tối đa hóa kỳ vọng (GMM-EM) dựa trên các đặc điểm màu sắc. Kỹ thuật phát triển được áp dụng trên 35 ảnh võng mạc có 406 mạch máu và đạt độ chính xác về phân loại động mạch và tĩnh mạch lần lượt là 85% và 87%.

Phân vùng, phát hiện, phân loại mạch là một nhiệm vụ quan trọng trong hệ thống chẩn đoán y tế đặc biệt đối với các bệnh bao gồm tiểu đường, tăng huyết áp và tắc mạch. Trong [35], D. Calvo et al. đã giới thiệu phương pháp nhận dạng mạch máu tự động bằng cách sử dụng ảnh chụp đáy mắt. Kỹ thuật được báo cáo bắt nguồn từ các hoạt động hình thái và bộ lọc để phát hiện và phân loại mạch máu được thực hiện bằng cách đánh giá các điểm đặc trưng. Việc phân loại vi phình mạch được thực hiện bằng cách sử dụng phép biến đổi radon mà không cần bất kỳ thông tin hiện có nào về các thuộc tính hình thái võng mạc và chỉ áp dụng tiền xử lý hình ảnh [36]. Kỹ thuật phát hiện và phân loại mạch võng mạc có thể giúp xác định tỷ lệ đường kính của tĩnh mạch và động mạch [37]. Kỹ thuật được báo cáo dựa trên bộ lọc vòng kép và phép biến đổi mũ trên cùng để xác định các mạch máu võng mạc. Việc trích xuất tính năng dựa trên phân vùng tàu. Việc phân loại các phân vùng mục tiêu thành tĩnh mạch và động mạch được thực hiện bằng phân tích phân biệt tuyến tính. Kỹ thuật đánh giá chất lượng được giới thiệu dựa trên các phương pháp chẩn đoán do các chuyên gia võng mạc tư vấn [38]. Việc phân loại được thực hiện bằng cách kết hợp phân cụm toàn cầu với các tính năng kết cấu và độ sắc nét cục bộ. Villalobos-Castaldi et al. [39] đã trình bày một cách tiếp cận tự động, hiệu quả và nhanh chóng để trích xuất tàu bằng cách sử dụng hình ảnh đáy võng mạc. Cách tiếp cận được báo cáo dựa trên entropy cục bộ thứ hai để tính toán các đặc trưng thống kê. Trong lĩnh vực nhãn khoa, trí tuệ nhân tạo và học sâu đang đóng vai trò sống còn trong chẩn đoán bệnh võng mạc tiểu đường. Trong Ting

et al. [40], đã giải thích sự đóng góp của các kỹ thuật học sâu trong lĩnh vực nhãn khoa để giải quyết các thách thức về phát hiện bệnh võng mạc tiểu đường, phân loại bệnh tăng nhãn áp và phân vùng mạch thông qua các bức ảnh chụp đáy mắt. Moccia et al. [41] đã trình bày một đánh giá về khoảng 100 bài báo về động lực của các kỹ thuật phân đoạn mạch máu. Trong bài đánh giá được báo cáo, các tác giả tập trung vào các phương pháp hình ảnh, kỹ thuật phân đoạn tàu, các biện pháp thực hiện, kết quả so sánh, ưu điểm và nhược điểm của mọi phương pháp được triển khai. Trong bài báo đánh giá, các phương pháp tiếp cận hình ảnh khác nhau đã được thảo luận, bao gồm mô hình có thể biến dạng, học máy, dựa trên theo dõi và kỹ thuật học sâu. Almotiri và cộng sự. [42] đã giới thiệu các phương pháp phân vùng mạch máu võng mạc. Bài viết cung cấp thông tin về các bệnh lý võng mạc khác nhau bao gồm tăng huyết áp, tăng nhãn áp và DR. Cuộc khảo sát được thực hiện về hình ảnh đáy võng mạc, các kỹ thuật tiền xử lý và kỹ thuật phân đoạn vùng mạch máu võng mạc. Singh và cộng sự. [43] đã giới thiệu một kỹ thuật mới với sự kết hợp của trích xuất tính năng sóng, các cài đặt tham số khác nhau. Tính mới của công trình này là khả năng trích xuất các đặc trưng mạch máu và hình ảnh được phân vùng để cải thiện hiệu suất về độ chính xác. Mô hình được thiết kế đã được sử dụng để xác định bệnh tăng nhãn áp thông qua hình ảnh đáy võng mạc. Một kỹ thuật phân loại đục thủy tinh thể được phát triển bởi Harini và Bhanumathi [44]. Các thí nghiệm được thực hiện trên hình ảnh đáy mắt để phân loại và xếp loại đục thủy tinh thể. Việc triển khai phương pháp đã trình bày được thực hiện trên MATLAB và SVM áp dụng cho phân lớp. Estrada và cộng sự. [45] đã giới thiệu một mô hình lý thuyết đồ thị để phân loại tĩnh mạch và động mạch bằng cách sử dụng hình ảnh đáy võng mạc. Mô hình được thiết kế là một dạng mở rộng của mô hình ước tính cấu trúc liên kết cây. Mô hình mở rộng bao gồm các đặc trưng dành riêng cho miền, kết hợp các ý kiến của chuyên gia.

Các mô hình kể trên đều đã đem đến những kết quả đáng chú ý cho thấy sự hiệu quả của mô hình, cho thấy khả năng ứng dụng các phương pháp học sâu nói chung trong bài toán hỗ trợ phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường từ ảnh võng mạc.

Có thể thấy rằng hầu hết các nghiên cứu về Bệnh đái tháo đường, bao gồm cả những nghiên cứu dựa trên các mô hình ML nâng cao, vẫn hoạt động dựa trên khả năng bị bệnh cao. Vì vậy, họ chỉ có thể phát hiện ra bệnh khi bệnh đã ở giai đoạn nặng. Các thuật toán mới sử dụng thuật toán học sâu và học máy chỉ xem xét mức độ sáng để dò tìm vùng thị giác và dịch tiết trong võng mạc dựa trên giả định phổ biến rằng vùng sáng nhất trong võng mạc phải là vùng thị giác. Do đó, hầu hết các hệ thống thậm chí không thể phát hiện vùng thị giác một cách chính xác. Điều này làm hạn chế khả năng phát hiện sớm của hệ thống, vốn thích hợp để ngăn ngừa mất thị lực.

Hầu hết các nghiên cứu ngay cả những thuật toán thiết kế để xác định chính xác các mô bị bệnh hoặc khỏe mạnh như bảng 1.3.1 dưới đây (ví dụ: EX và HM) thì cũng chỉ hoạt động với hình ảnh có chiều dài và chiều rộng điểm ảnh cố định và rất thấp. Ví dụ: ngay cả các thuật toán thiết kế để "xác định" dịch tiết hoạt động trên ảnh có 160 x 240 điểm ảnh, hình ảnh được tiền xử lý theo cách thủ công. Thực tế là việc thu nhỏ hình ảnh xuống kích thước điểm ảnh xác định trước đã làm cho việc phát hiện sớm bệnh gần như không thể. Điều này là bởi do trong giai đoạn đầu của bệnh DR, kích thước của các mô bị bệnh thường quá nhỏ để hiển thị trên hình ảnh có độ phân giải thấp như vi hình động mạch.

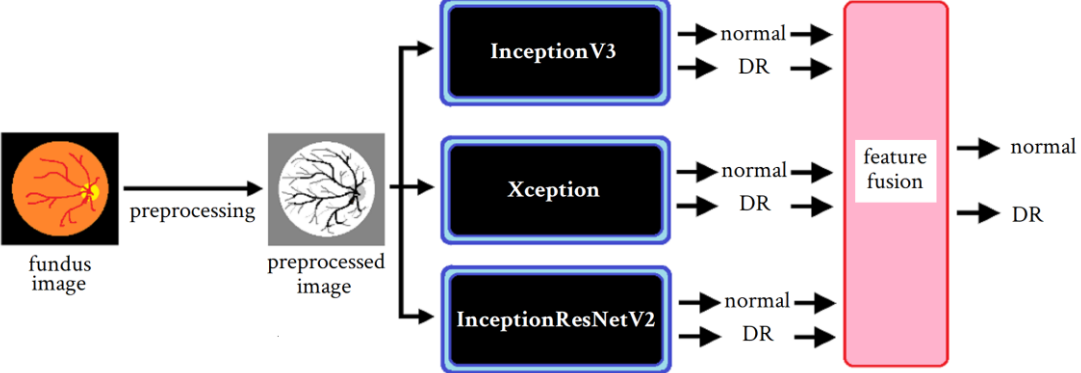
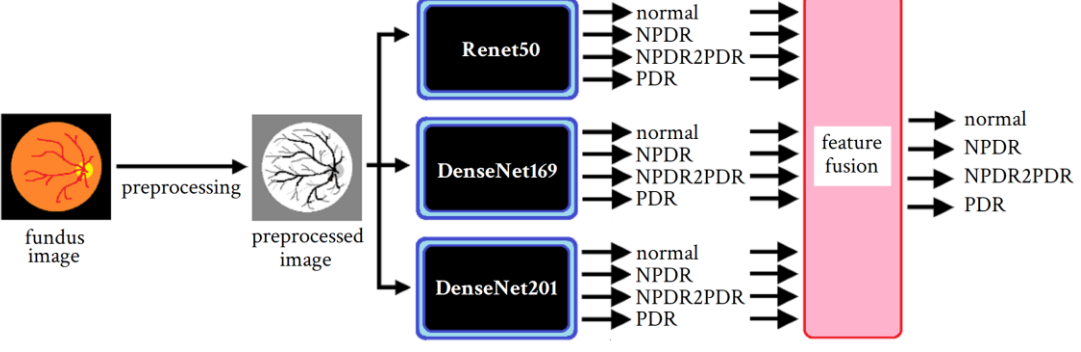
Trong số các nghiên cứu về thuật toán Fundus mới sử dụng CNN thuần túy, nhiều nhóm sử dụng RGP-CNN (ví dụ: ResNet50) vì đã có nhiều gói lập trình được tạo sẵn cho RGP-CNN này. Với độ thích ứng của các cấu trúc hiện có, các mô hình ML được thực hiện bởi hầu hết các mô hình không được tối ưu hóa đặc biệt cho nhiệm vụ tự động phát hiện bệnh DR.

Do hình ảnh OCTA là một công nghệ gần đây đòi hỏi rất nhiều tài nguyên, nên các nghiên cứu về phát hiện bệnh DR tự động sử dụng hình ảnh OCIA vẫn đang ở giai đoạn đầu nghiên cứu và phát triển.

Tuy nhiên, vẫn còn nhiều khó khăn, thách thức đối với việc phát hiện bệnh DR. Một trong số đó là phát triển các kỹ thuật / phương pháp xử lý hình ảnh có khả năng xử lý hình ảnh võng mạc với độ phân giải thấp và hình ảnh

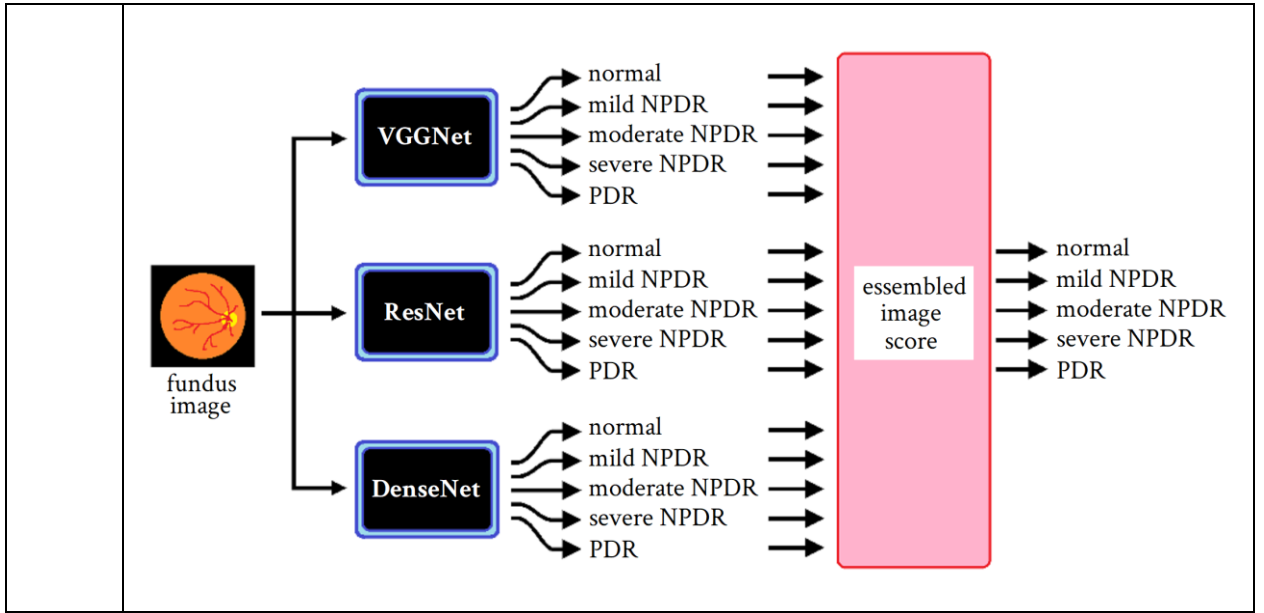
võng mạc mờ. Một phương pháp khác là phát triển các phương pháp phát hiện chính xác để phát hiện các đường biên. Điều này có thể được thực hiện bằng cách sử dụng kết hợp các công cụ toán học tiên tiến như logic mờ phức và các thuật toán học máy.

*Bảng 1.3.1: Một số mô hình phân loại DR phổ biến*

Bài báo	Cấu trúc tổng thể của một số mô hình phân biệt bệnh DR
[48]	<p>InceptionV3 + Xception + InceptionResNetV2 (General DR Detection)</p> 
[48]	<p>ResNet50 + DenseNet169 + DenseNet201 (General DR Grading)</p> 
[49]	<p>VGGNet + ResNet (General DR Grading)</p>

<p>[50]</p>	<p>ResNet50 + InceptionV3 + Xception + DenseNet121 + DenseNet169 (General DR Grading)</p>
<p>[51]</p>	<p>VGGNet19 + ResNet50 + InceptionV3 (EX Segmentation)</p>
<p>[52]</p>	<p>VGGNet + ResNet + DenseNet (General DR Grading)</p>

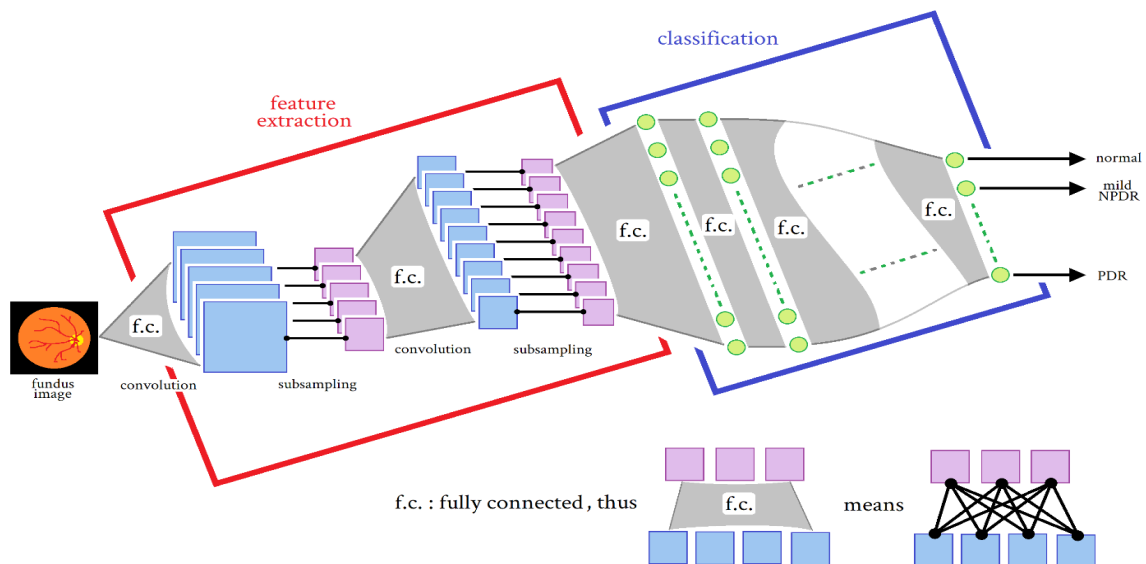




## CHƯƠNG 2: MÔ HÌNH MẠNG NƠ-RON ĐỀ XUẤT

### 2.1. Giới thiệu

Như đã trình bày ở chương 1, các phương pháp để giải quyết bài toán này là vô cùng đa dạng nhưng tập trung chủ yếu ở nhóm phương pháp sử dụng học máy, học sâu nói chung. Điều này đã cho thấy sự hiệu quả của nhóm phương pháp này khi có thể đáp ứng được với các bài toán phức tạp, dữ liệu lớn như lớp bài toán này. Do đó trong luận văn này tập trung trình bày một phương pháp ứng dụng học sâu ứng dụng trong bài toán hỗ trợ phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường từ ảnh võng mạc.



Hình 2.1: Một kiến trúc điển hình để phân loại bệnh DR

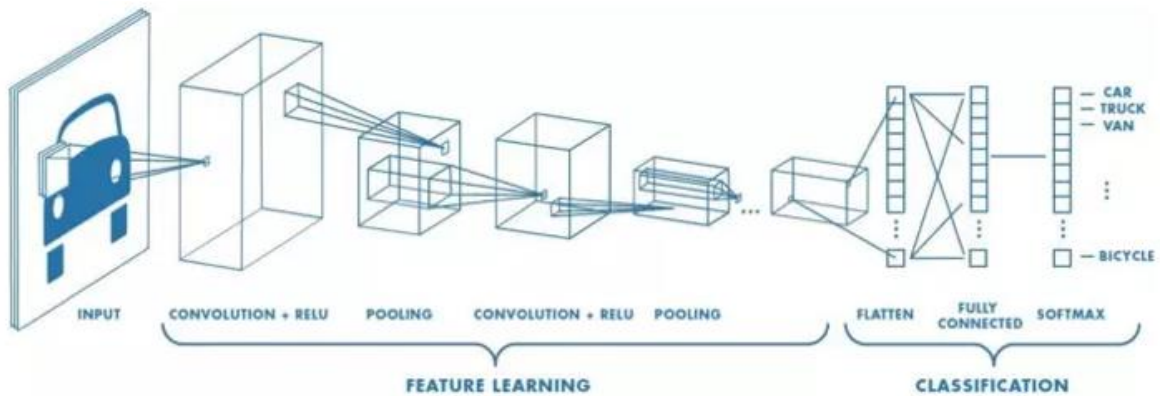
Ý tưởng chính của luận văn này là, từ các ảnh đầu vào ban đầu, trước tiên cần được đánh giá và tiền xử lý, làm giàu dữ liệu để phù hợp với mô hình. Sau đó sử dụng mạng ResNet50 như hình 2.1 để tiến hành phân loại và đưa ra kết quả dự đoán đầu ra.

### 2.2. Một số mạng nơ-ron phổ biến thường được sử dụng

Mô hình phát hiện bệnh võng mạc đái tháo đường từ ảnh võng mạc thông thường được sử dụng cho bài toán này thường được sử dụng dựa trên cơ sở mạng nơ-ron tích chập. Quy trình xử lý gồm các bước chính như thu thập hình ảnh, loại bỏ nhiễu, phát hiện bệnh và dự đoán bằng cách sử dụng các mô hình mạng nơ-ron tích chập được đào tạo từ trước và sau đó là đánh giá mô hình.

### 2.2.1 Mạng nơ-ron tích chập (CNN)

CNN như hình 2.2 dưới đây là một mạng nơ-ron phổ biến thường được sử dụng trong các bài toán phân loại hình ảnh khác nhau và cho nhiều kết quả vượt trội. Hệ thống phân loại bệnh võng mạc đái tháo đường từ ảnh võng mạc dựa trên CNN sẽ là cơ sở để loại bỏ rào cản giữa bác sĩ lâm sàng có kinh nghiệm và bệnh nhân. LeCun et al. [11] đã đi đầu trong việc sử dụng các mạng dựa trên cơ sở CNN và đã mang lại hiệu suất vượt trội trong lớp bài toán phân loại. CNN bao gồm ba thành phần chính: lớp tích chập, lớp tổng hợp và lớp kết nối đầy đủ.



Hình 2.2: Mô hình mạng nơ-ron tích chập

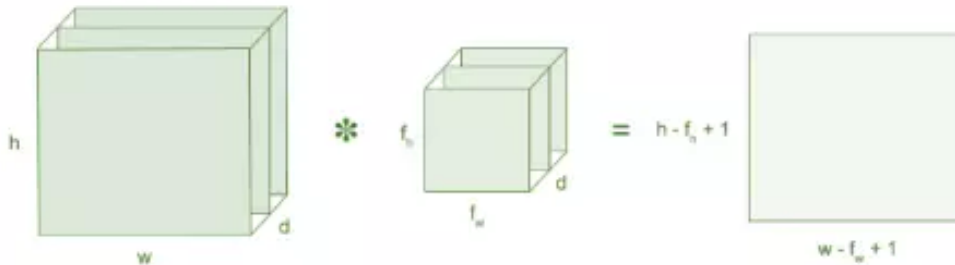
### 2.2.2 Lớp tích chập

Lớp này là lớp đầu tiên được sử dụng để trích xuất các đặc trưng khác nhau từ các hình ảnh đầu vào. Trong lớp này, phép toán tích chập được thực hiện giữa hình ảnh đầu vào và bộ lọc có kích thước cụ thể  $M \times M$ . Bằng cách trượt bộ lọc qua hình ảnh đầu vào, sản phẩm thu được giữa bộ lọc và các phần của hình ảnh đầu vào tương ứng với kích thước của bộ lọc ( $M \times M$ ).

Đầu ra được gọi là Feature map cung cấp cho chúng ta các thông tin về hình ảnh như các góc và cạnh. Sau đó, Feature map này được đưa đến các lớp khác để xác định sâu hơn các đặc trưng khác của hình ảnh đầu vào.

Lớp tích chập như hình 2.3 dưới đây, trong CNN sẽ chuyển kết quả sang lớp tiếp theo sau khi áp dụng thao tác tích chập trong đầu vào. Các lớp tích chập

trong CNN mang lại lợi ích rất nhiều vì chúng đảm bảo mối quan hệ không gian giữa các điểm ảnh còn nguyên vẹn.



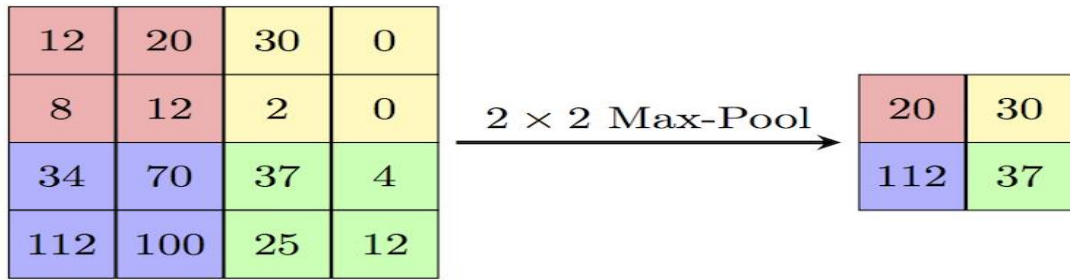
Hình 2.3: Mô hình một lớp tích chập

### 2.2.3 Lớp tổng hợp

Trong hầu hết các trường hợp sử dụng, lớp tích chập thường được theo sau bởi lớp tổng hợp. Mục đích chính của lớp này là giảm kích thước của Feature Map tích hợp để giảm chi phí tính toán. Điều này được thực hiện bằng cách giảm kết nối giữa các lớp và hoạt động độc lập trên từng Feature Map. Tùy thuộc vào phương pháp được sử dụng, có rất nhiều kỹ thuật tổng hợp có thể sử dụng ở đây. Về cơ bản, lớp này sẽ tóm tắt các đặc trưng được tạo ra bởi lớp tích chập trước đó.

Kỹ thuật phổ biến nhất thường được sử dụng tại lớp này là tổng hợp tối đa. Kỹ thuật này sẽ lấy phần tử lớn nhất được lấy từ Feature Map làm giá trị đại diện. Ngoài ra cũng có một số kỹ thuật khác có thể kể đến như tổng hợp trung bình, tổng hợp tổng. Ngoài ra lớp tổng hợp cũng thường đóng vai trò là cầu nối giữa lớp tích chập và lớp kết nối đầy đủ.

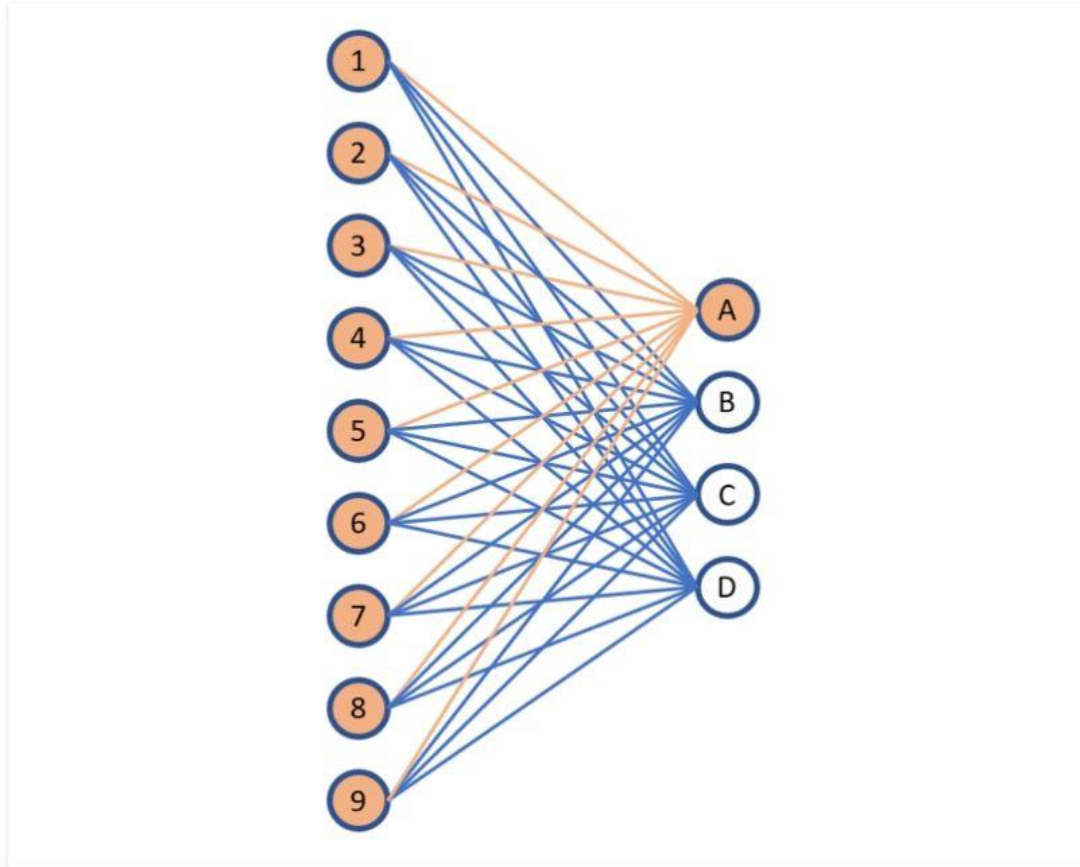
Lớp này sẽ khái quát hóa các các đặc trưng được trích xuất bởi lớp tích chập và giúp các mạng xác định các đặc trưng một cách độc lập. Nhờ có lớp này, các tính toán cũng được giảm bớt đáng kể trong các mạng nơ-ron tích chập như hình 2.4 dưới đây.



Hình 2.4: Ví dụ minh họa về lớp tổng hợp Max kích thước  $2 \times 2$

#### 2.2.4 Lớp kết nối đầy đủ

Lớp kết nối đầy đủ như hình 2.5 dưới đây hoạt động như một mạng nơ-ron thông thường, trong đó mỗi nút được liên kết trực tiếp với mọi nút khác của lớp kế tiếp. Các lớp kết nối đầy đủ được thêm vào sau một loạt các lớp tích chập và tổng hợp tiếp theo để tạo điều kiện làm phẳng đầu ra thành một vector duy nhất. Các lớp được kết nối đầy đủ bao gồm các tham số mạng lớn dẫn đến các tính toán phức tạp. Do đó kỹ thuật dropout thường được sử dụng để giảm độ phức tạp tính toán bằng cách loại bỏ một số nút và kết nối của lớp đầu ra. Các lớp đầu ra sẽ tiếp tục sử dụng một hàm kích hoạt cụ thể cho phép diễn giải đầu ra trực tiếp dưới dạng hàm khả năng xác suất có phạm vi nằm trong khoảng từ 0 đến 1. Hàm kích hoạt softmax thường được sử dụng trong mô hình CNN thông thường làm chức năng kích hoạt đầu ra



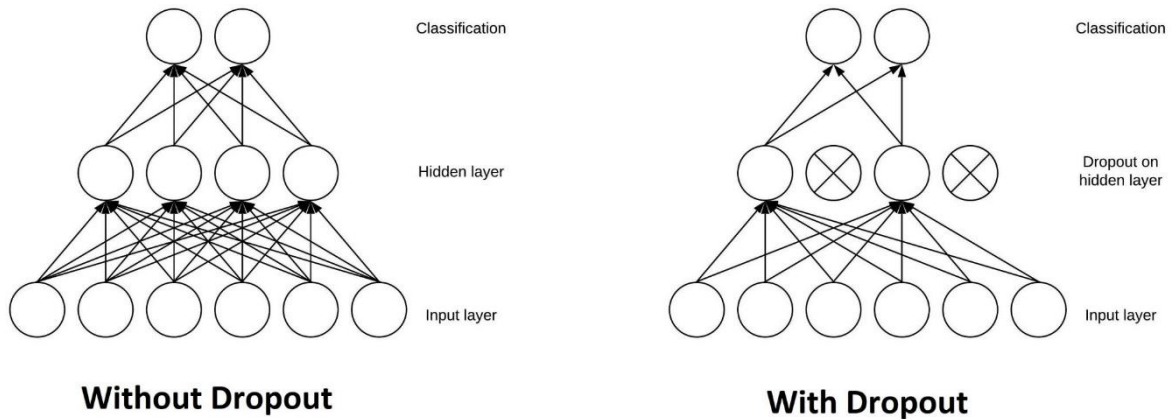
Hình 2.5: Ví dụ về một lớp kết nối đầy đủ

### 2.2.5 Dropout

Thông thường, khi tất cả các đặc trưng được kết nối với lớp kết nối đầy đủ, mô hình thường xảy ra tình trạng quá khớp trong tập dữ liệu huấn luyện. Hiện tượng quá khớp xảy ra khi một mô hình cụ thể hoạt động quá tốt trên dữ liệu huấn luyện, gây ra tác động tiêu cực đến hiệu suất của mô hình khi được sử dụng trên dữ liệu mới.

Để khắc phục vấn đề này, một lớp Dropout **như hình 2.6** sẽ được sử dụng. Trong đó một số nơ-ron ngẫu nhiên sẽ bị loại bỏ khỏi mạng nơ-ron trong quá trình đào tạo giúp làm giảm kích thước của mô hình.

Dropout sẽ giúp cải thiện hiệu suất của mô hình học máy do ngăn chặn việc cung cấp thông tin quá mức bằng cách làm cho mạng trở nên đơn giản hơn.



Hình 2.6: Minh họa Dropout

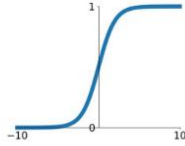
### 2.2.6 Hàm kích hoạt

Cuối cùng, một trong những tham số quan trọng nhất của mô hình nơ-ron tích chập là hàm kích hoạt. Chúng được sử dụng để tìm hiểu và ước tính bất kỳ loại mối quan hệ liên tục và phức tạp nào giữa các biến của mạng. Nói một cách đơn giản, nó quyết định thông tin nào của mô hình sẽ được tiếp tục sử dụng và thông tin nào không được sử dụng.

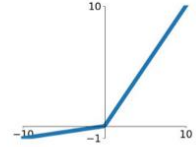
Nó thêm tính chất phi tuyến tính vào mạng. Có một số hàm kích hoạt thường được sử dụng như hàm ReLU, Softmax, tanH và hàm Sigmoid như hình 2.7 dưới đây. Mỗi hàm này có một cách sử dụng cụ thể. Đối với mô hình CNN phân loại nhị phân, các hàm sigmoid và softmax được sử dụng phổ biến hơn. Đối với phân loại nhiều lớp, hàm kích hoạt thường được sử dụng là softmax. Nói một cách đơn giản, các hàm kích hoạt trong mô hình CNN xác định liệu một nơ-ron có nên được kích hoạt hay không.

**Sigmoid**

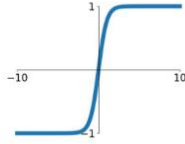
$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

**Leaky ReLU**

$$\max(0.1x, x)$$

**tanh**

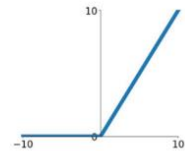
$$\tanh(x)$$

**Maxout**

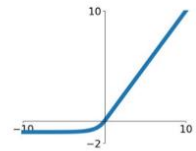
$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

**ReLU**

$$\max(0, x)$$

**ELU**

$$\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$$



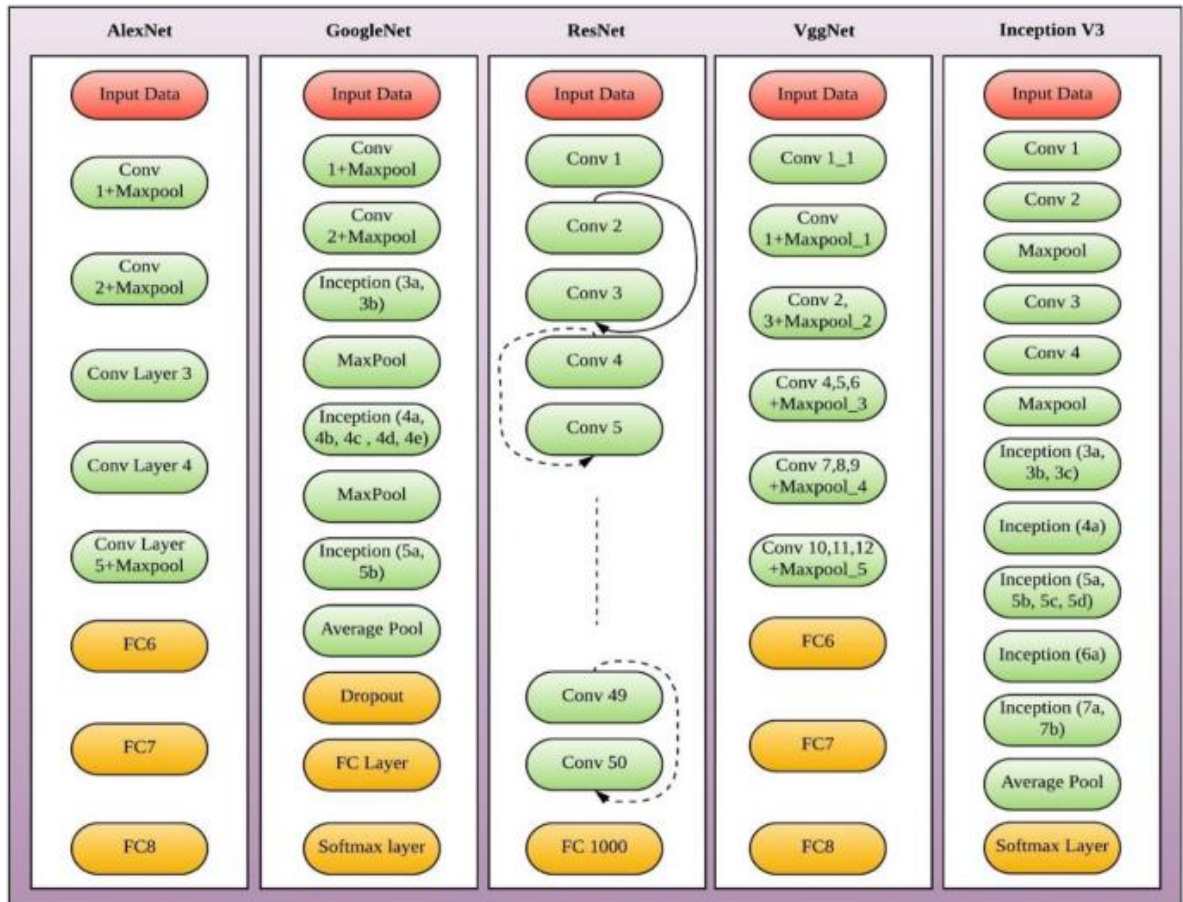
Hình 2.7: Một số hàm kích hoạt phổ biến

### 2.2.7 Các kiến trúc CNN phổ biến khác

Mỗi kiến trúc CNN đều có ứng dụng thực tế riêng cho các bài toán phân loại hình ảnh khác nhau. Tuy nhiên, các tham số mạng có thể được tinh chỉnh để khai thác các đặc điểm của nó cho một tập hợp dữ liệu khác. Ban đầu, các trọng số được coi là mục tiêu của mô hình CNN, được điều chỉnh theo đầu ra mong muốn và sau đó việc huấn luyện mô hình có giám sát được thực hiện trên dữ liệu thử nghiệm [12]. Mỗi lớp CNN trích xuất thông tin hình ảnh có ý nghĩa mô tả một biểu diễn hình ảnh đầu vào mới.

Theo đánh giá của các kỹ thuật tiên tiến, tồn tại nhiều mô hình CNN khác nhau cho các bài toán phân loại khác nhau bao gồm LeNet [13], AlexNet [14], GoogleNet [15], VGGNet [16], ResNet [17] và mạng Inception [18] như trong Hình 2.8 sau đây.

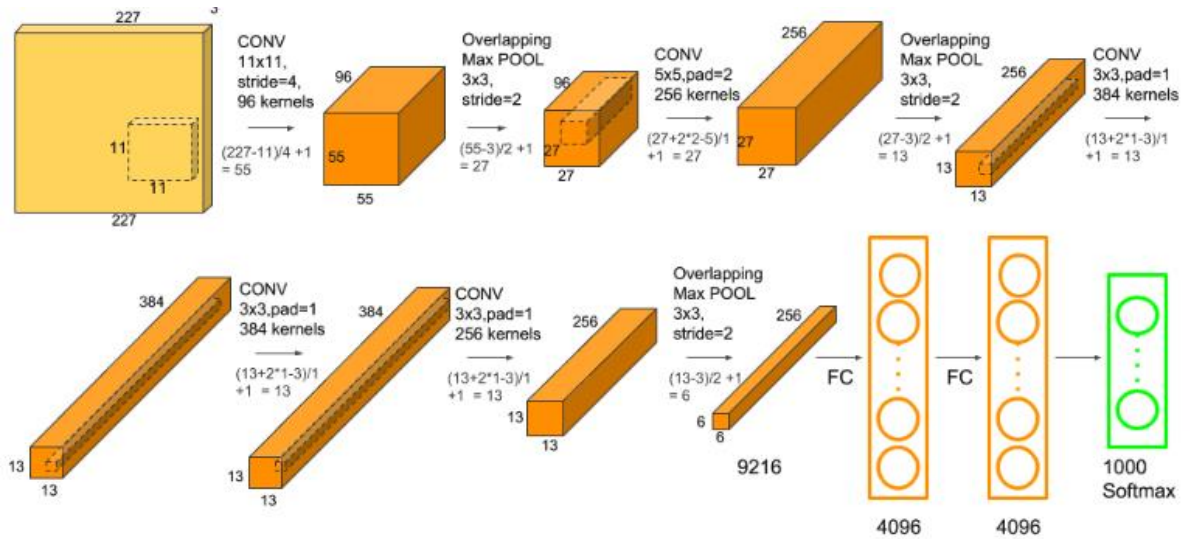




Hình 2.8: Tổng hợp các kiến trúc mạng nơ-ron tích chập

AlexNet: AlexNet được giới thiệu vào năm 2012 và nó tương tự như kiến trúc LeNet chính được đề xuất bởi Lecun et al. [13]. So với kiến trúc ban đầu, kiến trúc AlexNet sâu hơn nhiều bao gồm các bộ lọc bổ sung trong mỗi lớp và hàm kích hoạt ReLU được sử dụng sau mỗi lớp tích chập [14].

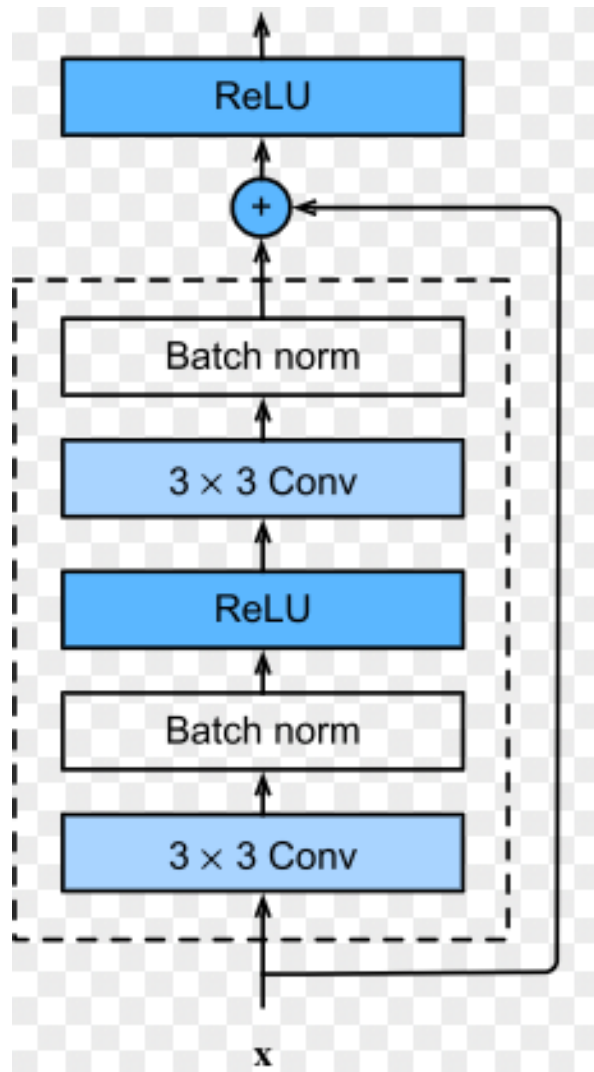
AlexNet như hình 2.9 là mạng nơ-ron đầu tiên sử dụng hàm kích hoạt ReLU để tăng tốc độ đào tạo đồng thời tăng hiệu suất mạng. Kích thước mạng được giảm nhờ lớp tổng hợp và lớp dropout được sử dụng để giảm tình trạng quá khớp. AlexNet giảm tốc độ học trong quá trình huấn luyện khi giá trị độ chính xác ổn định. Để giải quyết vấn đề này, GoogleNet đã được giới thiệu vào năm 2014.



Hình 2.9: Chi tiết kiến trúc mạng AlexNet

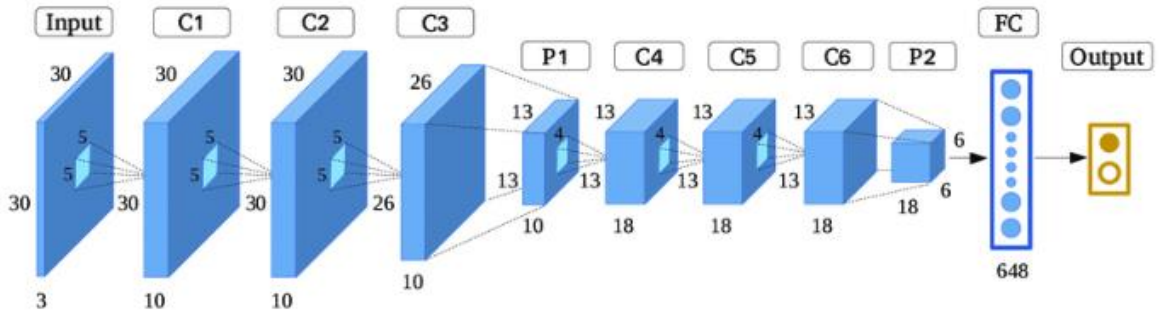
Inception V1 (GoogleNet) GoogleNet [15] đã được giới thiệu vào năm 2014 với ưu điểm chính là cung cấp tỷ lệ lỗi được giảm thiểu so với một số mạng CNN khác. Các tham số trong kiến trúc Inception V1 được giảm xuống đáng kể bằng cách sử dụng số lượng lớp tích chập ít hơn. Khái niệm “Mạng trong mạng” được sử dụng để xây dựng một mạng dày đặc lắp ráp các mô-đun ban đầu thay vì lắp ráp các lớp tích chập riêng lẻ trong khi mở rộng độ sâu của mạng. Nhược điểm của kiến trúc này là nó bảo hòa độ chính xác của mạng trong khi mở rộng độ sâu của nó, do đó, kiến trúc ResNet xuất hiện vào năm 2015 sử dụng khái niệm bỏ qua kết nối trong khi vẫn giữ được độ sâu của mô hình.

Residual Neural Network (ResNet) như hình 2.10 [17] đã được giới thiệu vào năm 2015, sử dụng các cổng kết nối tắt và khái niệm chuẩn hóa hàng loạt để cải thiện độ sâu của mạng. Khả năng đại diện mạnh mẽ của các mạng này đã thúc đẩy việc sử dụng ResNet cho các bài toán nhận dạng hình ảnh, nhận dạng đối tượng và nhận dạng khuôn mặt khác nhau. ResNet cung cấp hiệu suất mạng tốt nhưng kiến trúc của nó khá rắc rối và phức tạp.



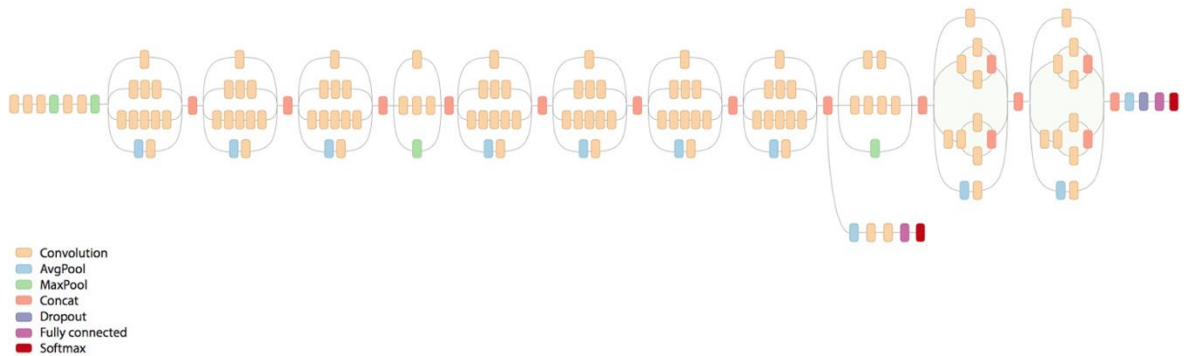
Hình 2.10: Kiến trúc mạng ResNet

Một biến thể CNN khác như hình 2.11 dưới đây đề xuất vào năm 2015 cũng nhận được nhiều sự quan tâm là mạng VggNet. VggNet có cách triển khai đơn giản hơn cũng như mở rộng độ sâu của mạng. VggNet[16] bao gồm một số lượng lớn các tham số mạng sử dụng không gian lưu trữ cao hơn 500 MB. VggNet có một hạn chế là tốc độ đào tạo chậm cùng với yêu cầu về dung lượng lưu trữ cao hơn khiến việc triển khai của nó trở nên khó khăn. Trở ngại này được giải quyết bằng một dẫn xuất khác của mạng Inception, đó là mô hình Inception-V3.



Hình 2.11: Kiến trúc mạng VGGNet

Inception-V3 như hình 2.12 dưới đây là một mạng lưới thần kinh sâu nhằm phân loại 1000 loại đối tượng [18]. Một loạt các hình ảnh được sử dụng để đào tạo mô hình và duy trì kiến thức đào tạo đó, mô hình có thể được đào tạo lại cho một tập dữ liệu nhỏ hơn. Lợi ích này của mô hình CNN Inception-V3 là giúp giảm nhu cầu đào tạo mở rộng dẫn đến độ chính xác phân loại cao hơn cùng với thời gian tính toán ít nhất.



Hình 2.12: Kiến trúc mạng Inception-V3

Trọng tâm chính của mạng Inception-V3 là loại bỏ biểu diễn nút cổ chai của các lớp mạng liên kế làm giảm đáng kể kích thước đầu vào của lớp tiếp theo. Điều này được thực hiện bằng cách sử dụng kỹ thuật sử dụng thừa số để giảm độ phức tạp tính toán của mạng. Theo phương pháp thông thường, hình ảnh vống mạc được lấy từ bộ dữ liệu hình ảnh và kết quả phân loại để dự đoán và phát hiện bệnh vống mạc đái tháo đường được lấy trực tiếp từ lớp phân loại dự đoán kết nối đầy đủ của mô hình CNN.



### 2.3 Các kỹ thuật tiền xử lý ảnh

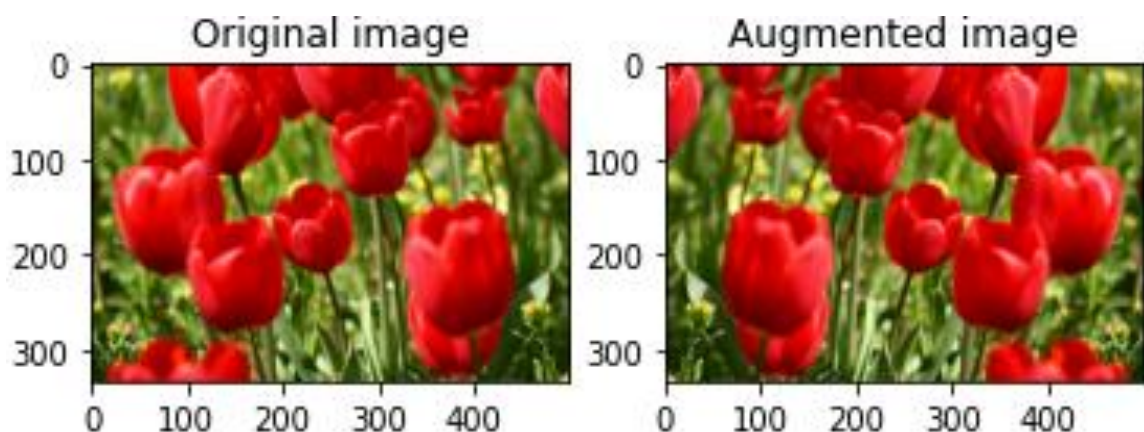
Như đã đề cập ở trên, dữ liệu là một yếu tố rất quan trọng trong quá trình học sâu khi các mô hình này thường đòi hỏi một lượng dữ liệu lớn. Chính vì vậy với những bài toán có ít dữ liệu đầu vào việc bổ sung thêm dữ liệu là điều vô cùng cần thiết. Do đó người ta cần đến một kỹ thuật gọi là tăng cường dữ liệu (data augmentation) để phục vụ cho các bài toán có ít dữ liệu. Ví dụ như hình 2.13 đây, đó là các hình được tạo ra thêm từ một ảnh gốc ban đầu.



Hình 2.13: Một số kỹ thuật tiền xử lý ảnh

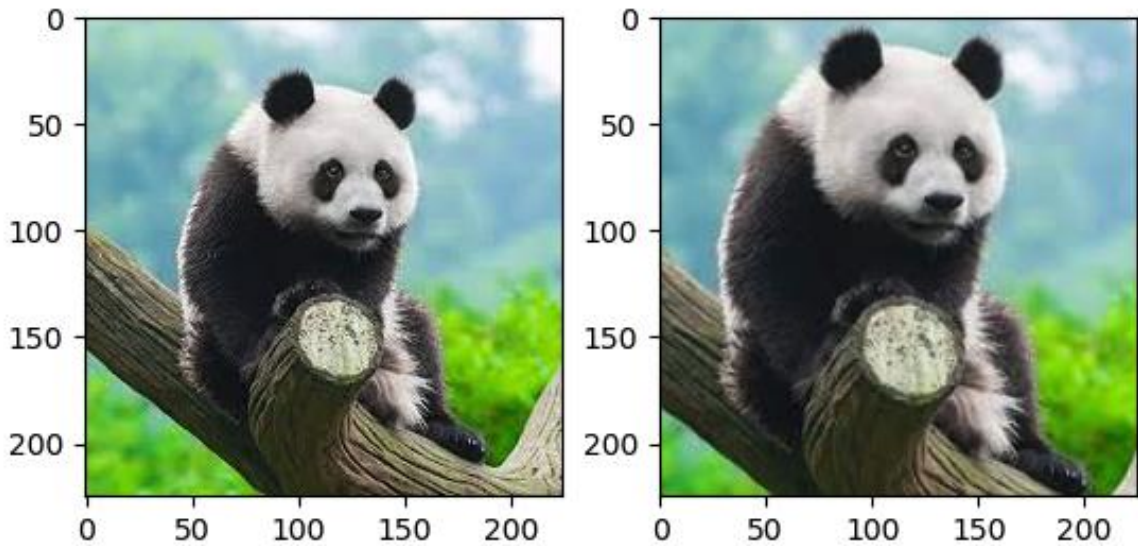
Một số kỹ thuật tăng cường dữ liệu phổ biến có thể kể đến như:

- Flip (lật ảnh) như hình 2.14 dưới đây: Đối với kỹ thuật này, ảnh sẽ được lật theo chiều ngang hoặc dọc, đảm bảo rằng ảnh sau khi lật vẫn giữ nguyên được ý nghĩa hoặc suy ra nội dung không đổi so với ảnh bản đầu. Ví dụ như trong nhận dạng quả bóng, ngay cả khi xoay dọc hay ngang thì vẫn có thể xác định ảnh là quả bóng. Tuy nhiên với bài toán nhận diện số, khi lật ảnh số 6 thì ảnh sẽ hiển thị thành số 9, điều này là không phù hợp với dữ liệu đầu vào.



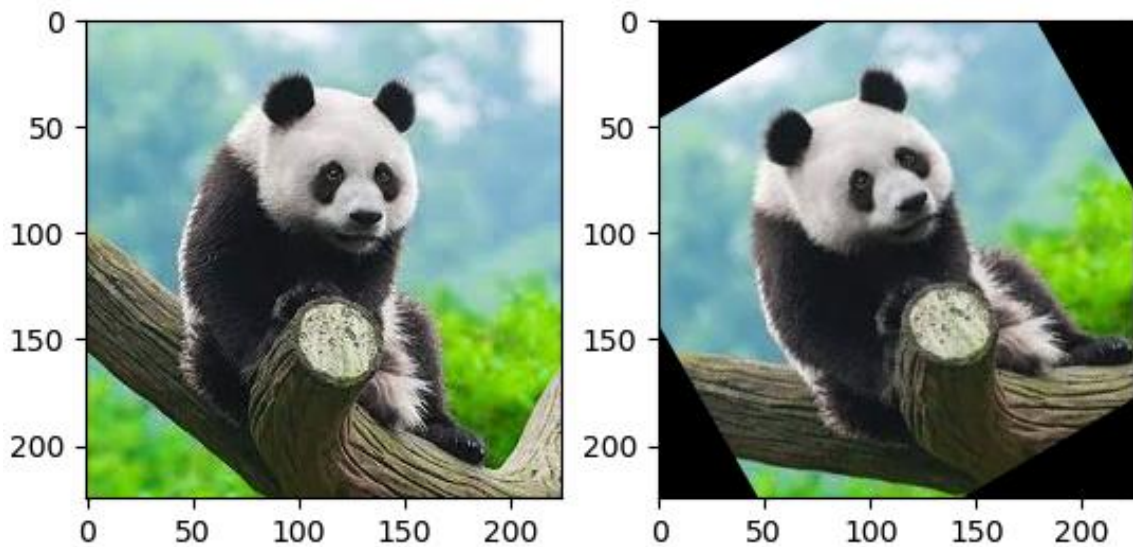
Hình 2.14: Kỹ thuật lật ảnh

- Random Crop (cắt ngẫu nhiên) như hình 2.15 dưới đây: Đối với kỹ thuật này, ảnh sẽ được cắt ở các vùng ngẫu nhiên, tuy nhiên để đảm bảo không bị mất mát dữ liệu, kỹ thuật này thường sẽ được kết hợp với một số kỹ thuật xử lý ảnh nhằm đảo bảo các vùng cắt giữ được các thông tin quan trọng của ảnh.



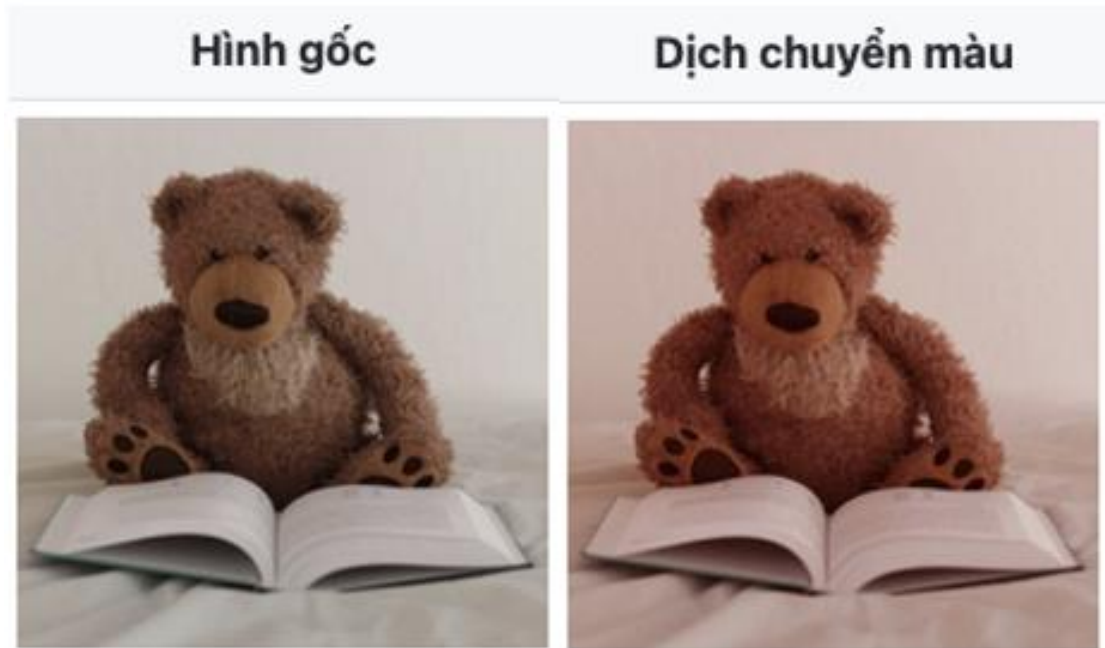
Hình 2.15: Kỹ thuật cắt ảnh ngẫu nhiên

- Rotation (quay ảnh) như hình 2.16 dưới đây: Đối với kỹ thuật này, ảnh sẽ được xoay theo các góc độ khác nhau.



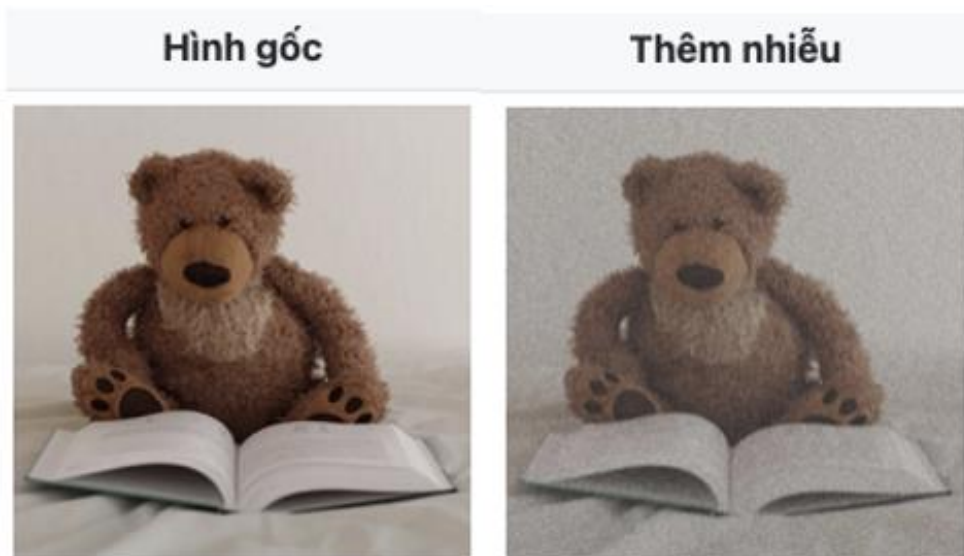
Hình 2.16: Kỹ thuật xoay ảnh

- Dịch chuyển màu **như hình 2.17 dưới đây**: Đối với kỹ thuật này, các giá trị kênh màu RGB sẽ được thay đổi, nhằm hướng đến các trường hợp dữ liệu đầu vào bị ảnh hưởng bởi yếu tố môi trường.



*Hình 2.17: Kỹ thuật dịch chuyển màu của ảnh*

- Thêm nhiễu **như hình 2.18 dưới đây**: Đối với kỹ thuật này, các ảnh đầu vào sẽ được thêm các nhiễu dạng hạt tiêu, giúp ảnh đa dạng hơn trong trường hợp chất lượng thiết bị thu hình khác nhau.



*Hình 2.18: Kỹ thuật thêm nhiễu vào ảnh*



- Mất mát thông tin **như hình 2.19 dưới đây**: Đối với kỹ thuật này, một hoặc một số phần thông tin trong ảnh sẽ được che đi, điều này tương ứng với việc ảnh chụp trong thực tế có thể bị che khuất bởi các vật thể.



*Hình 2.19: Kỹ thuật mất mát thông tin*

- Thay đổi độ tương phản **như hình 2.20 dưới đây**: Kỹ thuật này sẽ tiến hành thay đổi độ tương phản, độ bão hoà của ảnh.



*Hình 2.20: Kỹ thuật thay đổi độ tương phản*



Ngoài ra còn một số kỹ thuật khác như thu, phóng ảnh, bổ sung các loại nhiễu khác nhau, bóp ảnh, biến dạng ảnh, ...

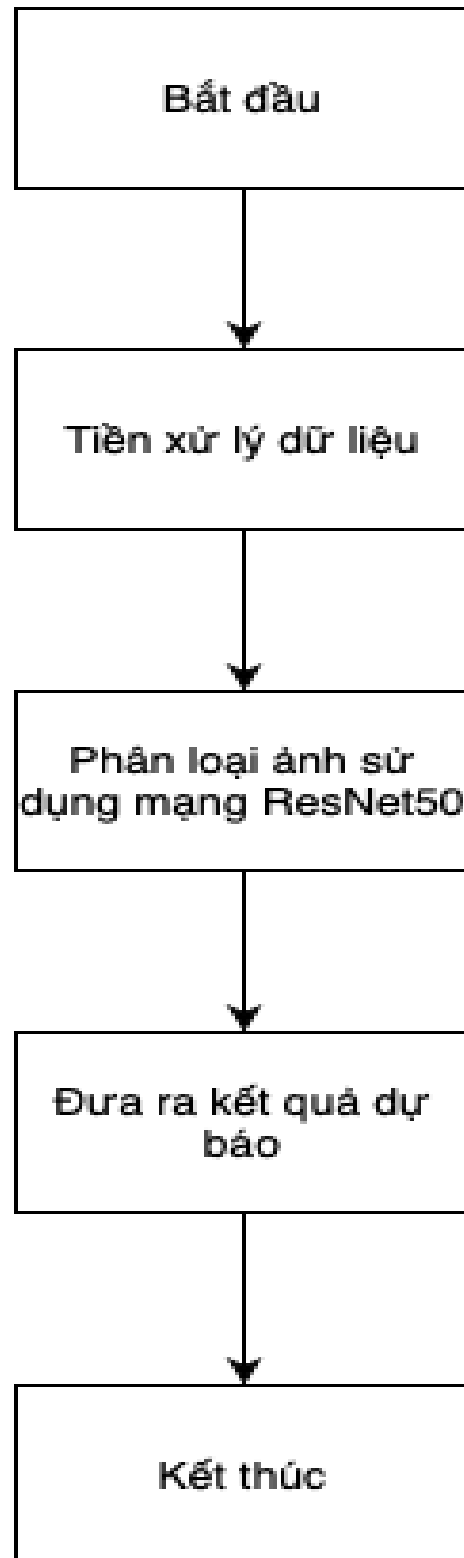
Từ những kỹ thuật kể trên có thể thấy việc làm giàu dữ liệu hay bổ sung ảnh không chỉ giúp tăng cường dữ liệu huấn luyện mà còn giúp tăng cả chất lượng của mô hình khi lúc này dữ liệu đầu vào đã xét đến nhiều trường hợp khác nhau hơn trong thực tế. Tuy nhiên, với số lượng kỹ thuật tăng cường ảnh là rất lớn, việc lựa chọn kỹ thuật tăng cường cũng rất quan trọng. Thông thường việc lựa chọn này sẽ phụ thuộc vào các yếu tố như số lượng mẫu, tính cân bằng/mất cân bằng của dữ liệu, bài toán đang xét đến,...

## 2.4 Mạng ResNet50

Một vấn đề phổ biến của các mô hình mạng nơ-ron là biến mất đạo hàm, hiện tượng này thường xảy ra khi việc cập nhật các tham số của mô hình không làm thay đổi hoặc làm thay đổi rất nhỏ đến các giá trị đạo hàm tương ứng với các bộ tham số đó, dẫn đến mô hình khó có khả năng hội tụ và kết quả đầu ra của mô hình sẽ không tốt. Do đó, nhằm hạn chế hiện tượng này, vào năm 2015, mô hình ResNet đã được đề xuất với khả năng hạn chế hiện tượng biến mất đạo hàm trong các mô hình mạng CNN có nhiều lớp tích chập.

## 2.5 Mô hình đề xuất

Mô hình đề xuất cho bài toán phát hiện bệnh vông mạc đái tháo đường từ ảnh vông mạc được mô tả trong hình 2.21 như sau:



*Hình 2.21: Quy trình phân loại dự kiến*

## CHƯƠNG 3: THỰC NGHIỆM MÔ HÌNH VÀ ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ

### 3.1. Dữ liệu thử nghiệm

Bài toán đặt ra thường được sử dụng một số bộ dữ liệu công khai như sau, các bộ dữ liệu này ngoại trừ bộ Kaggle-EyePACS có kích thước mẫu lớn đáp ứng được cho các bài toán học sâu còn lại các bộ dữ liệu khác thường có kích thước khá nhỏ như bảng 3.1.1 dưới đây.

*Bảng 3.1.1: Một số bộ dữ liệu phổ biến*

Dữ liệu	Số lượng mẫu
Kaggle-EyePACS	88704
Messidor	1200
Messidor-2	1748
DiaretDB0	200
DiaretDB1	89
STARE	400
DRIVE	40
IDRiD	82
HRF	45

Đối với việc sử dụng hướng tiếp cận là học sâu, dữ liệu cần đảm bảo về số lượng và số lượng để có thể đảm bảo chất lượng cho mô hình ngoài ra cũng cần đảm bảo các điều kiện trong thực tế như tài nguyên sẵn có, .... Trên cơ sở đó, luận án sử dụng bộ dữ liệu APTOS 2019 từ kaggle.

Bộ dữ liệu này gồm hơn 3000 ảnh với kích thước hơn 10GB, các ảnh được chia thành 5 loại khác nhau tương ứng với 5 mức độ nhiễm bệnh võng mạc đái tháo đường gồm:

- + Nhóm 0: No DR - Không nhiễm bệnh với khoảng hơn 1500 ảnh
- + Nhóm 1: Mild - Nhiễm bệnh ở thể nhẹ với khoảng hơn 300 ảnh
- + Nhóm 2: Moderate - Nhiễm bệnh ở thể trung bình với khoảng hơn 800 ảnh
- + Nhóm 3: Severe - Nhiễm bệnh ở thể cao với khoảng gần 200 ảnh
- + Nhóm 4: Proliferative DR - Nhiễm bệnh ở mức nghiêm trọng với khoảng hơn 200 ảnh

Để tiến hành huấn luyện chúng tôi chia dữ liệu thành 2 tập huấn luyện và kiểm tra theo tỷ lệ 70:30.

### **3.2. Công cụ và môi trường thử nghiệm**

Các mô hình, quy trình thực hiện được cài đặt bằng ngôn ngữ Python trên nền tảng huấn luyện google Colab với CPU Intel Xeon @ 2,2 Ghz, Ram 13GB, GPU Tesla K80.

### **3.3. Kịch bản thử nghiệm**

Nhằm đảm bảo chất lượng của mô hình, chúng tôi tiến hành so sánh hiệu quả của mô hình đề xuất với nghiên cứu [...] đã trình bày trước đó nhằm chỉ ra hiệu quả của mô hình.

### 3.4. Phương pháp đánh giá

Để đánh giá cho bài toán phân loại này, luận án sử dụng các độ đo sau để đánh giá:

- Precision là tỉ lệ số điểm **true positive** trong số những điểm **được phân loại là positive** (TP + FP).

- Recall là tỉ lệ số điểm **true positive** trong số những điểm **thực sự là positive** (TP + FN).

- Precision càng cao, đồng nghĩa với việc số điểm mô hình dự đoán là Positive là Positive thực sự càng nhiều. Khi Precision = 1, tất cả các dự đoán Positive của mô hình đều đúng và không có nhãn nào là Negative mà mô hình lại dự đoán là Positive

- Ngược lại với Precision, Recall càng cao thì số điểm Positive bị bỏ sót là càng ít. Và Recall = 1 khi tất cả các điểm có nhãn là Positive đều được mô hình nhận diện ra.

Công thức của Precision và Recall được tính như hình 3.1 dưới đây:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

Hình 3.1. Công thức xác định giá trị Precision và Recall

Thông thường, trong điều kiện thực nghiệm, các mô hình đều hướng đến tối ưu hoá giá trị Precision và Recall, tuy nhiên trong thực tế, điều này gần như là không thể. Do đó, các mô hình thường tối ưu thông qua giá trị F1-Score và Accuracy. F1-Score là giá trị trung bình của Precision và Recall, được xác định bởi công thức như hình 3.2 sau:

$$F1 = \frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}}$$

Hình 3.2: Công thức xác định giá trị F1-Score

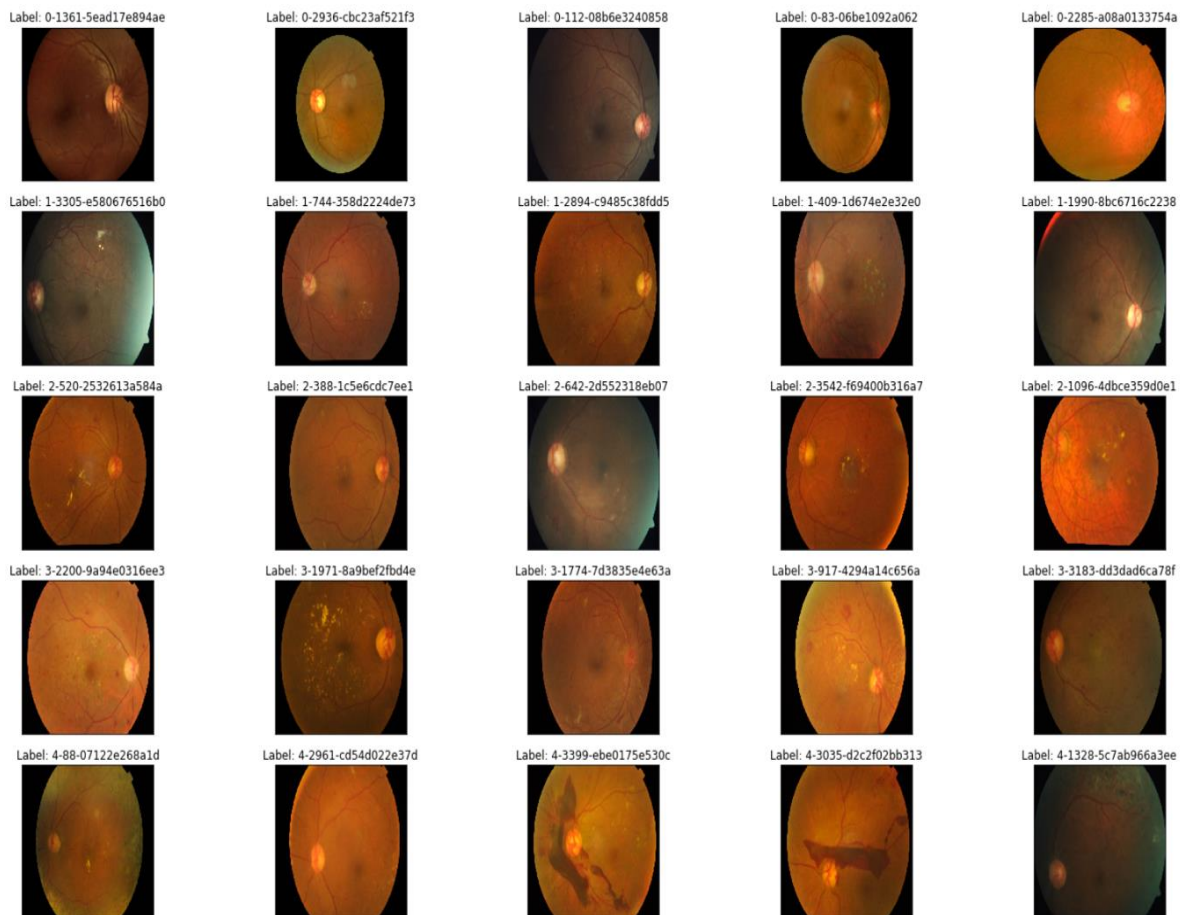
Accuracy là tỉ lệ giữa số điểm phân loại đúng và tổng số điểm cần phân loại, được xác định bởi công thức như hình 3.3 sau:

$$Accuracy = \frac{TP + FN}{TP + FN + TN + FP}$$

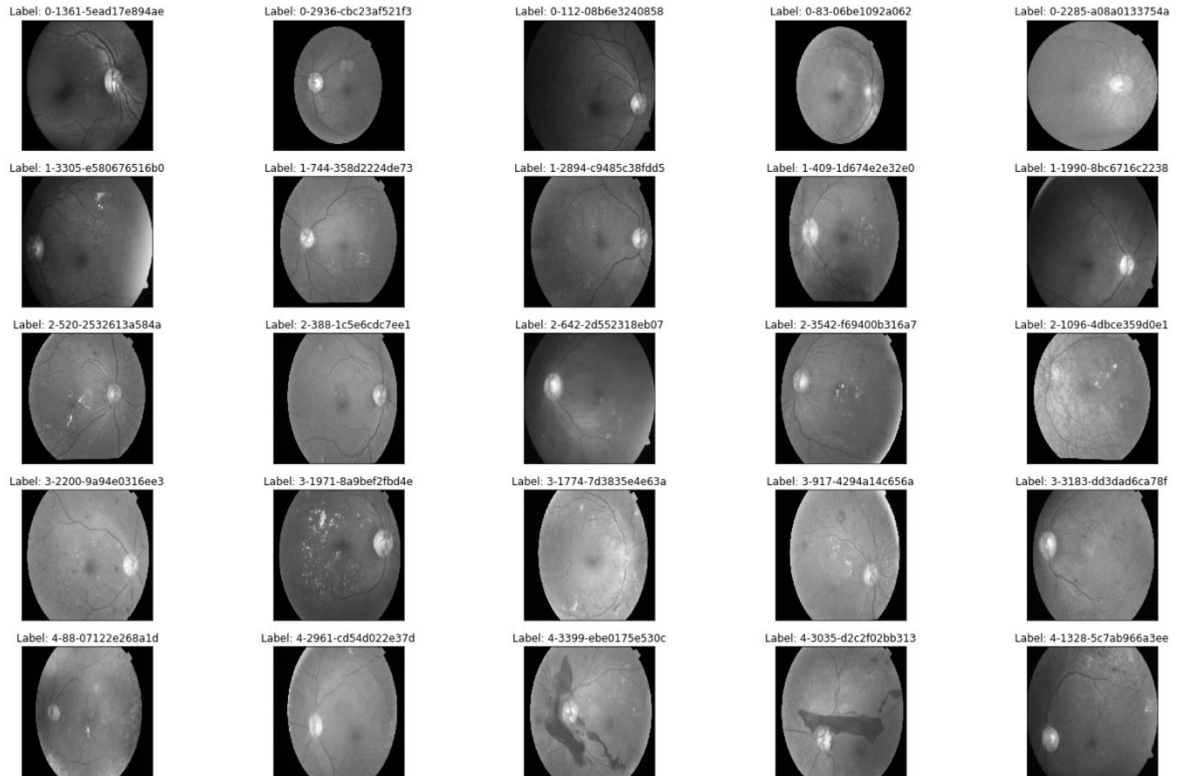
Hình 3.3: Công thức xác định giá trị Accuracy

### 3.5. Chi tiết mô hình đề xuất

#### Bước 1: Tiền xử lý dữ liệu

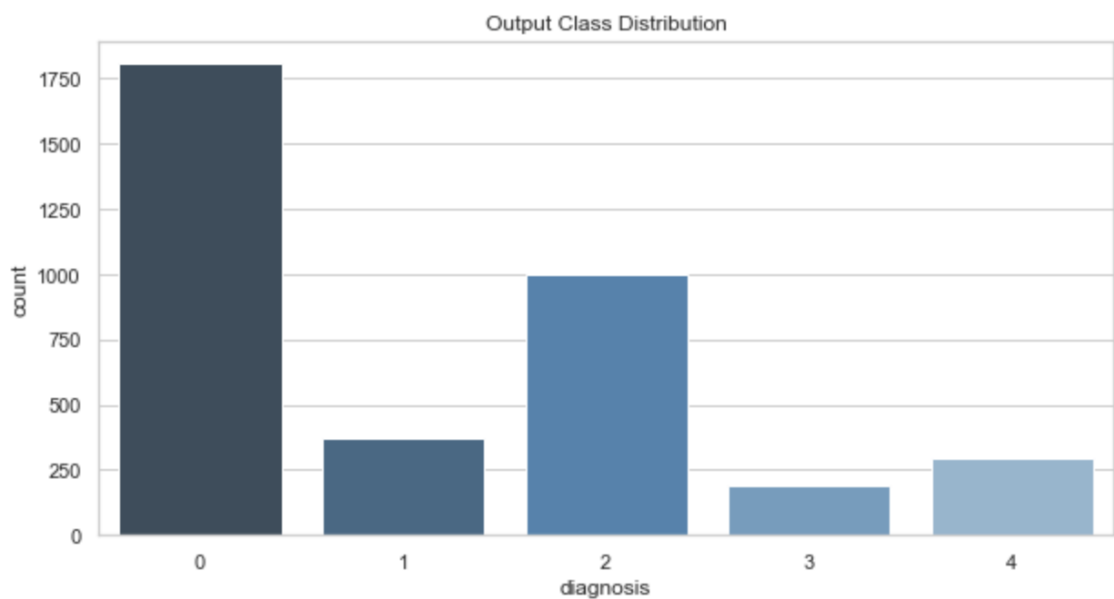


Hình 3.4: Dữ liệu đầu vào



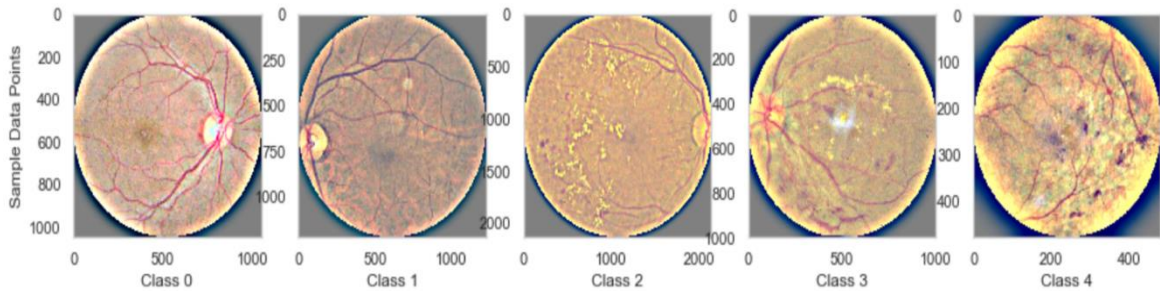
Hình 3.5: Dữ liệu sau khi chuyển sang ảnh xám

Đối với bộ dữ liệu sử dụng trong bài toán, luận văn nhận thấy sự mất cân bằng trong dữ liệu như hình 3.6 dưới đây. Nhóm 0 trong tập dữ liệu có tần suất xuất hiện lớn hơn hoàn toàn so với các nhóm dữ liệu khác. Do đó, cần thiết phải áp dụng các kỹ thuật nhằm giảm thiểu sự mất cân bằng này.



*Hình 3.6: Biểu đồ tần suất xuất hiện của các nhóm bệnh trong tập dữ liệu*

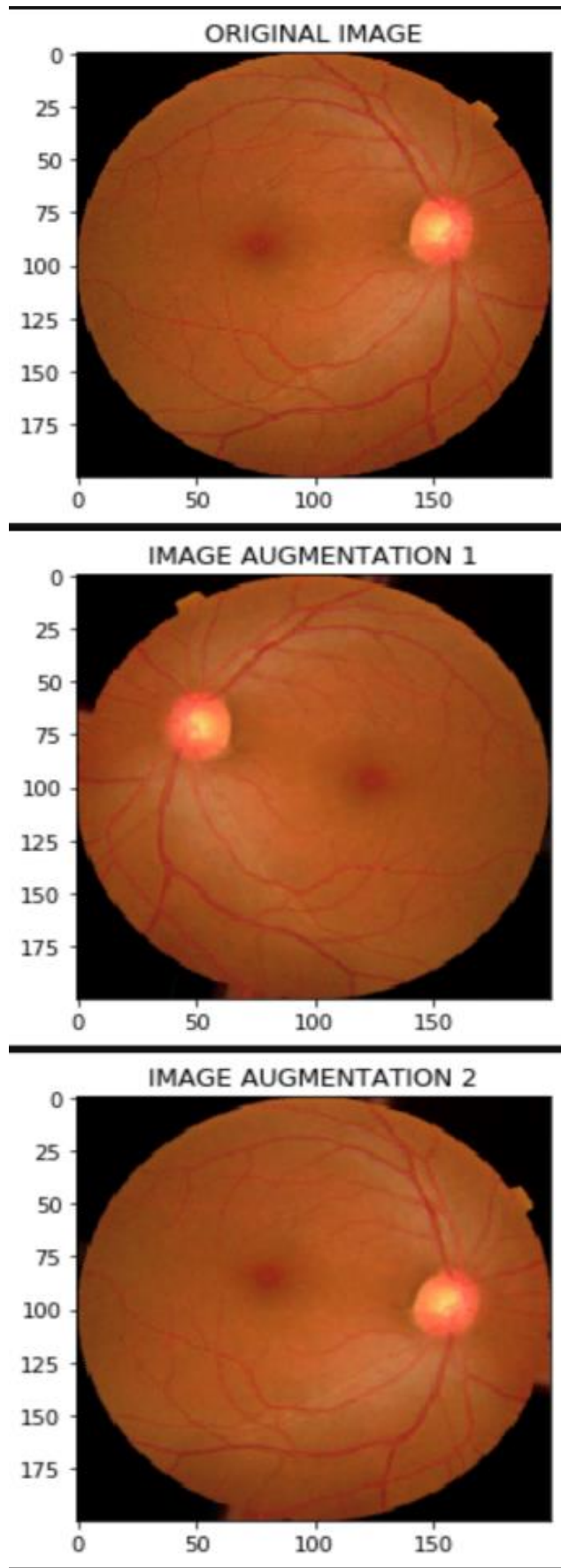
Ngoài ra, để giảm kích thước của dữ liệu, luận án cũng sử dụng thuật toán làm mờ Gaussian nhằm làm rõ các vùng biên của ảnh mắt và tiến hành cắt ảnh theo các vùng biên này như hình 3.7 dưới đây



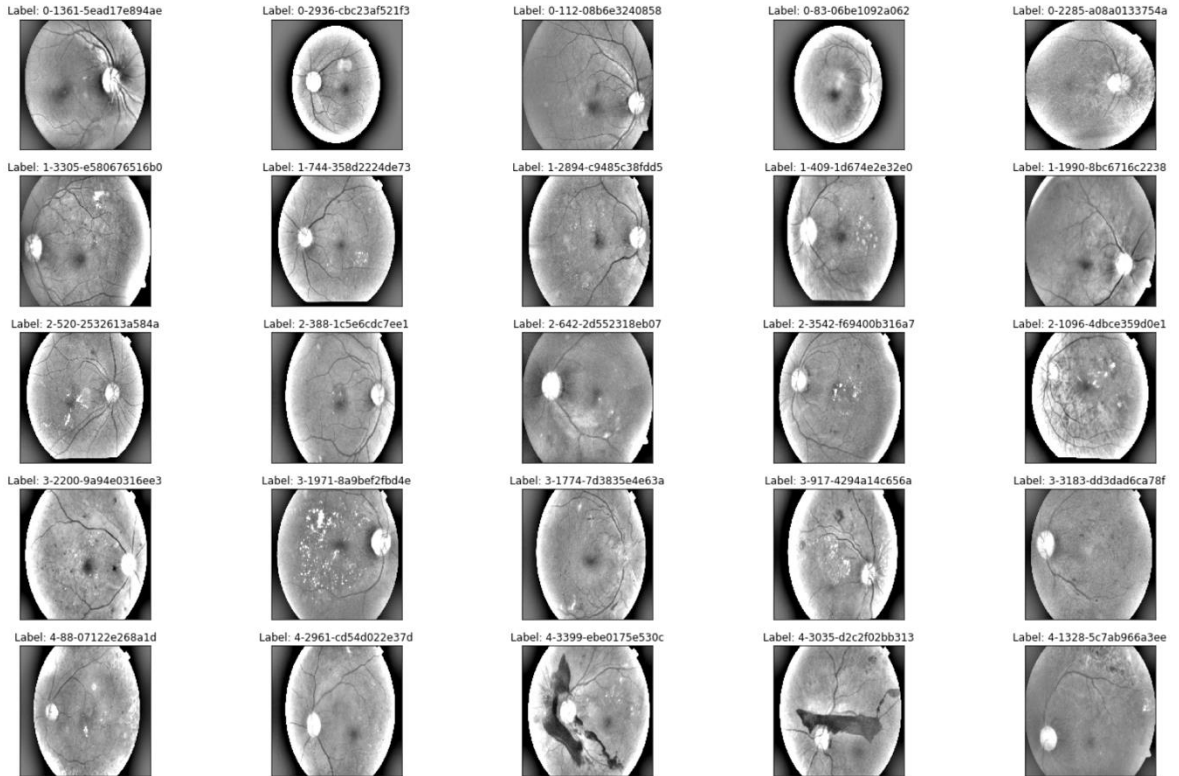
*Hình 3.7: Hình ảnh sau khi tiến hành làm mờ và cắt ảnh theo vùng biên*

Với việc sử dụng các mô hình dựa trên cơ sở học máy, các hiện tượng như quá khớp sẽ thường xuyên xảy ra, do đó để hạn chế vấn đề này, luận án sẽ làm giàu dữ liệu bằng các sử dụng các phương pháp như xoay ảnh trái, phải, xoay với góc độ ngẫu nhiên, thay đổi độ sáng, độ tương phản, làm mờ, bổ sung nhiễu như hình 3.8 và 3.9 dưới đây. Các kỹ thuật này ngoài việc giúp gia tăng số lượng dữ liệu cũng sẽ giúp nâng cao chất lượng của dữ liệu, làm cơ sở để nâng cao chất lượng mô hình.





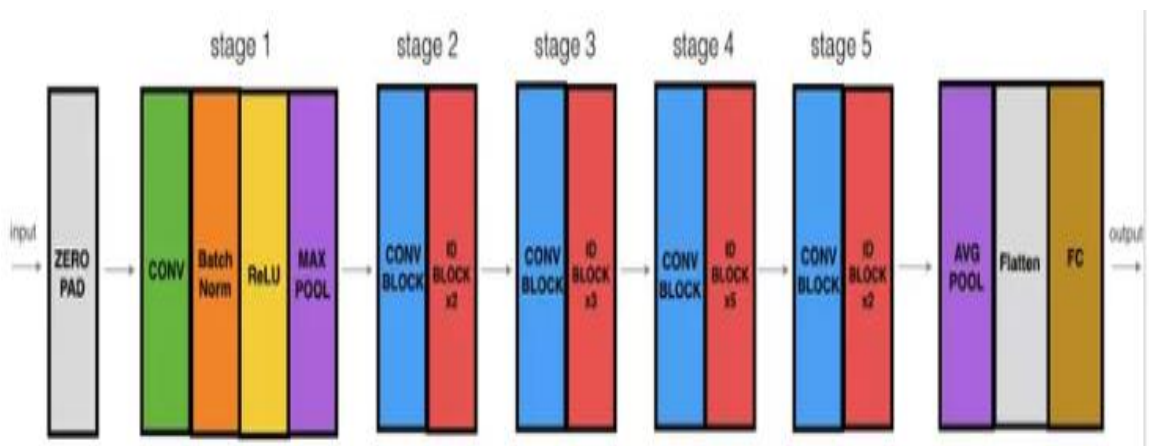
Hình 3.8: Một số hình ảnh dữ liệu sau khi được tăng cường



Hình 3.9: Dữ liệu sau khi được cắt theo góc tự động.

*Bước 2: Phân loại ảnh bằng mô hình ResNet50*

Đối với bài toán này luận án sử dụng một phiên bản biến đổi của ResNet là ResNet50 với số lượng tham số ít hơn nhằm đáp ứng được điều kiện về trang thiết bị phần cứng sẵn có. Mô hình ResNet50 được trình bày chi tiết trong hình 3.10 dưới đây:



Hình 3.10: Mô hình mạng ResNet50

Trong đó

Conv: là lớp tích chập

Batch Norm: Quá trình chuẩn hoá các vectors của lớp ẩn

ReLu: Hàm kích hoạt Relu

MaxPool: Lớp tổng hợp giá trị theo giá trị lớn nhất

AVGPool: Lớp tổng hợp giá trị theo giá trị trung bình

Flattern: Biến đổi giá trị về dạng ma trận 1 chiều.

FC: Lớp kết nối đầy đủ.

### 3.6. Kết quả thực nghiệm

*Bảng 3.6.1: Một số kết quả thực nghiệm*

<b>Model</b>	<b>Dataset</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1 score</b>	<b>Accuracy</b>
ResNet-34 (21.8M)	Dữ liệu gốc	62 %	67 %	64 %	76 %
	Tiền xử lý	65 %	70 %	67 %	82 %
ResNet-50 (25.6M)	Tiền xử lý	66 %	71 %	68 %	83 %

Từ bảng trên, luận án đưa ra các kết luận sau đây:

- Mô hình ResNet-50 với dữ liệu đã qua xử lý cho kết quả tốt hơn so với các mô hình khác. Cụ thể, giá trị Precision, Recall và F1-Score cao hơn từ 1% và 4% so với mô hình sử dụng ResNet-34, đối với Accuracy, mô hình

đề xuất cho kết quả cao hơn lên tới 7% so với việc sử dụng mô hình ResNet-34.

- Các kết quả cải thiện của mô hình ResNet-50 cho thấy mô hình có nhiều tham số hơn kết hợp với quá trình tiền xử lý sẽ giúp các kết quả dự đoán tốt hơn.

- Mặc dù kết quả của mô hình có cải thiện so với mô hình so sánh tuy nhiên các kết này vẫn còn khá thấp. Nguyên nhân đến từ việc mô hình sử dụng mới chỉ sử dụng dựa trên mô hình có sẵn, chưa có biến đổi các tham số phù hợp với bài toán và chưa có phương pháp cập nhật tham số phù hợp dẫn đến các kết quả đầu ra có khả quan hơn nhưng chưa thực sự tốt.

## KẾT LUẬN

### 1. Kết luận

- Luận văn đã trình bày tóm tắt các nghiên cứu liên quan, thực trạng của bệnh vồng mạc đái tháo đường ở phạm vi trong và ngoài nước.

- Luận văn cũng đã trình bày một phương pháp nhằm phân loại các tình trạng khác nhau của bệnh vồng mạc đái tháo đường từ ảnh vồng mạc.

- Hạn chế:

+ Mặc dù các kết quả cho thấy mô hình sử dụng cho kết quả tốt hơn, tuy nhiên phạm vi và số lượng nghiên cứu so sánh liên quan còn ít

+ Các kết quả cũng cần được so sánh/thực nghiệm nhiều lần khác nhau để đảm bảo độ tin cậy của mô hình.

+ Bộ dữ liệu đầu vào con khá nhỏ so với số lượng dữ liệu cần thiết để triển khai mô hình. Do đó cần thực nghiệm và so sánh thêm với các bộ dữ liệu có kích thước lớn hơn.

### 2. Hướng nghiên cứu tiếp theo

Trong tương lai, luận văn có thể thực hiện theo các hướng nghiên cứu sau:

+ Đề xuất một mô hình mới có khả năng giải quyết vấn đề dữ liệu không cân bằng

+ Nâng cao chất lượng dự báo của mô hình.

+ Thực hành so sánh với nhiều bộ dữ liệu khác nhau khác.

+ Áp dụng, triển khai các kết quả vào thực tiễn sử dụng.

**DANH MỤC CÔNG TRÌNH CỦA TÁC GIẢ**

<i><b>TT</b></i>	<i><b>Tên công trình (bài báo, công trình...)</b></i>	<i><b>Là tác giả hoặc là đồng tác giả công trình</b></i>	<i><b>Nơi công bố (tên tạp chí đã đăng công trình)</b></i>	<i><b>Năm công bố</b></i>
1	Đánh giá hiệu quả một số phương pháp học sâu trong phát hiện bệnh đái tháo đường qua ảnh võng mạc	Lê Tuấn Anh; Nguyễn Tiến Đồng; Lê Hoàng Sơn; Vũ Đức Thi; Nguyễn Long Giang; Nguyễn Như Sơn; Hoàng Thị Minh Châu; Trịnh Văn Hà; Lê Hoàng Hiệp; Trần Tuấn Toàn.	Kỷ yếu Hội nghị Khoa học công nghệ Quốc gia lần thứ XV về Nghiên cứu cơ bản và ứng dụng Công nghệ thông tin (FAIR).	2022

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

### 1. Tài liệu tham khảo tiếng Anh:

[1] Chua, J., Lim, C. X. Y., Wong, T. Y., & Sabanayagam, C. (2018). Diabetic retinopathy in the Asia-Pacific. *The Asia-Pacific Journal of Ophthalmology*, 7(1), 3-16.

[2] Klein BE. Overview of epidemiologic studies of diabetic retinopathy. *Ophthalmic epidemiology* 2007; 14: 179–83.

[3] Cheung N, Mitchell P, Wong TY. Diabetic retinopathy. *Lancet* 2010; 376 (9735): 124–36.

[4] Cheung, N., & Wong, T. Y. (2008). Diabetic retinopathy and systemic vascular complications. *Progress in retinal and eye research*, 27(2), 161-176.

[5] Leasher, J. L., Bourne, R. R., Flaxman, S. R., Jonas, J. B., Keeffe, J., Naidoo, K., ... & Vision Loss Expert Group of the Global Burden of Disease Study. (2016). Global estimates on the number of people blind or visually impaired by diabetic retinopathy: a meta-analysis from 1990 to 2010. *Diabetes care*, 39(9), 1643-1649.

[6] Early Treatment Diabetic Retinopathy Study Research Group. (1991). Grading diabetic retinopathy from stereoscopic color fundus photographs—an extension of the modified Airlie House classification: ETDRS report number 10. *Ophthalmology*, 98(5), 786-806.

[7] Teo, Z. L., Tham, Y. C., Yu, M., Chee, M. L., Rim, T. H., Cheung, N., ... & Cheng, C. Y. (2021). Global prevalence of diabetic retinopathy and projection of burden through 2045: systematic review and meta-analysis. *Ophthalmology*, 128(11), 1580-1591.

[8] Tan, G. S., Cheung, N., Simo, R., Cheung, G. C., & Wong, T. Y. (2017). Diabetic macular oedema. *The lancet Diabetes & endocrinology*, 5(2), 143-155.

[9] Wong, T. Y., Sun, J., Kawasaki, R., Ruamviboonsuk, P., Gupta, N., Lansingh, V. C., ... & Taylor, H. R. (2018). Guidelines on diabetic eye care: the international council of ophthalmology recommendations for screening,

follow-up, referral, and treatment based on resource settings. *Ophthalmology*, 125(10), 1608-1622.

[10] Lains, I., Wang, J. C., Cui, Y., Katz, R., Vingopoulos, F., Staurengi, G., ... & Miller, J. B. (2021). Retinal applications of swept source optical coherence tomography (OCT) and optical coherence tomography angiography (OCTA). *Progress in Retinal and Eye Research*, 84, 100951.

[11] LeCun Y, Boser BE, Denker JS, Henderson D, Howard RE, Hubbard WE, Jackel LD (1990) Handwritten digit recognition with a back-propagation network. In: *Advances in neural information processing systems*, pp 396–404

[12] Suganuma, M., Shirakawa, S., & Nagao, T. (2017, July). A genetic programming approach to designing convolutional neural network architectures. In *Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference* (pp. 497-504).

[13] LeCun, Y. (2015). LeNet-5, convolutional neural networks. URL: <http://yann.lecun.com/exdb/lenet>, 20(5), 14.

[14] He, Kaiming; Zhang, Xiangyu; Ren, Shaoqing; Sun, Jian (2016). "Deep Residual Learning for Image Recognition". *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*: 770–778.

[15] Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., ... & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1-9).

[16] Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.

[17] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).

[18] Szegedy, C., Ioffe, S., Vanhoucke, V., & Alemi, A. (2017, February). Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* (Vol. 31, No. 1).



- [19] Sonali, S. Sahu, A. K. Singh, S. P. Ghreera and M. Elhoseny, "An approach for de-noising and contrast enhancement of retinal fundus image using CLAHE", *Opt. Laser Technol.*, vol. 110, pp. 87-98, Feb. 2019.
- [20] H. Leopold, J. Orchard, J. Zelek and V. Lakshminarayanan, "PixelBNN: Augmenting the PixelCNN with batch normalization and the presentation of a fast architecture for retinal vessel segmentation", *J. Imag.*, vol. 5, no. 2, pp. 26, 2019.
- [21] D. Mahapatra, B. Bozorgtabar and R. Garnavi, "Image super-resolution using progressive generative adversarial networks for medical image analysis", *Comput. Med. Imag. Graph.*, vol. 71, pp. 30-39, Jan. 2019.
- [22] X. Wang, X. Jiang and J. Ren, "Blood vessel segmentation from fundus image by a cascade classification framework", *Pattern Recognit.*, vol. 88, pp. 331-341, Apr. 2019.
- [23] Z. Fan, J. Lu, C. Wei, H. Huang, X. Cai and X. Chen, "A hierarchical image matting model for blood vessel segmentation in fundus images", *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 28, no. 5, pp. 2367-2377, May 2019.
- [24] N. I. Hossain and S. Reza, "Blood vessel detection from fundus image using Markov random field based image segmentation", *Proc. 4th Int. Conf. Adv. Electr. Eng. (ICAEE)*, pp. 123-127, Sep. 2017.
- [25] A. M. R. R. Bandara and P. W. G. R. M. P. B. Giragama, "A retinal image enhancement technique for blood vessel segmentation algorithm", *Proc. IEEE Int. Conf. Ind. Inf. Syst. (ICIIS)*, pp. 1-5, Dec. 2017.
- [26] K. M. Adal, P. G. van Etten, J. P. Martinez, K. W. Rouwen, K. A. Vermeer and L. J. van Vliet, "An automated system for the detection and classification of retinal changes due to red lesions in longitudinal fundus images", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 65, no. 6, pp. 1382-1390, Jun. 2018.
- [27] P. Costa, A. Galdran, M. I. Meyer, M. Niemeijer, M. Abramoff, A. M. Mendonca, et al., "End-to-end adversarial retinal image synthesis", *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 37, no. 3, pp. 781-791, Mar. 2018.

[28] K.-K. Maninis, J. Pont-Tuset, P. Arbeláez and L. Van Gool, "Deep retinal image understanding", Proc. Int. Conf. Med. Image Comput. Comput-assist. Intervent., pp. 140-148, 2016.

[29] M. B. Patwari, R. R. Manza, Y. M. Rajput, D. D. Rathod, M. Saswade and N. Deshpande, "Classification and calculation of retinal blood vessels parameters", Proc. IEEE Int. Conf. Converg. Technol., pp. 1-6, Jul. 2016.

[30] R. Tennakoon, D. Mahapatra, P. Roy, S. Sedai and R. Garnavi, "Image quality classification for DR screening using convolutional neural networks", Proc. Ophthalmic Med. Image Anal. 3rd Int. Workshop, pp. 1-9, Oct. 2016.

[31] A. Lahiri, A. G. Roy, D. Sheet and P. K. Biswas, "Deep neural ensemble for retinal vessel segmentation in fundus images towards achieving label-free angiography", Proc. 38th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. (EMBC), pp. 1340-1343, Aug. 2016.

[32] S. Roychowdhury, D. Koozekanani and K. Parhi, "Blood vessel segmentation of fundus images by major vessel extraction and subimage classification", IEEE J. Biomed. Health Inform., vol. 19, no. 3, pp. 1118-1128, May 2015.

[33] J. Odstreilik, R. Kolar, T. Kubena, P. Cernosek, A. Budai, J. Hornegger, et al., "Retinal vessel segmentation by improved matched filtering: Evaluation on a new high-resolution fundus image database", IET Image Process., vol. 7, no. 4, pp. 373-383, Jun. 2013.

[34] D. Relan, T. MacGillivray, L. Ballerini and E. Trucco, "Retinal vessel classification: Sorting arteries and veins", Proc. 35th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. (EMBC), pp. 7396-7399, Jul. 2013.

[35] D. Calvo, M. Ortega, M. G. Penedo and J. Rouco, "Automatic detection and characterisation of retinal vessel tree bifurcations and crossovers in eye fundus images", Comput. Methods Programs Biomed., vol. 103, no. 1, pp. 28-38, Jul. 2011.

[36] L. Giancardo, F. Meriaudeau, T. P. Karnowski, Y. Li, K. W. Tobin and E. Chaum, "Microaneurysm detection with radon transform-based

classification on retina images", Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., pp. 5939-5942, Aug. 2011.

[37] C. Muramatsu, Y. Hatanaka, T. Iwase, T. Hara and H. Fujita, "Automated detection and classification of major retinal vessels for determination of diameter ratio of arteries and veins", Proc. SPIE, vol. 7624, Mar. 2010.

[38] J. Paulus, J. Meier, R. Bock, J. Hornegger and G. Michelson, "Automated quality assessment of retinal fundus photos", Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg., vol. 5, no. 6, pp. 557-564, Nov. 2010.

[39] F. M. Villalobos-Castaldi, E. M. Felipe-Riverón and L. P. Sánchez-Fernández, "A fast efficient and automated method to extract vessels from fundus images", J. Visualizat., vol. 13, no. 3, pp. 263-270, Aug. 2010.

[40] D. S. W. Ting, L. R. Pasquale, L. Peng, J. P. Campbell, A. Y. Lee, R. Raman, et al., "Artificial intelligence and deep learning in ophthalmology", Brit. J. Ophthalmol., vol. 103, pp. 167-175, Feb. 2019.

[41] S. Moccia, E. De Momi, S. El Hadji and L. S. Mattos, "Blood vessel segmentation algorithms—Review of methods datasets and evaluation metrics", Comput. Methods Programs Biomed., vol. 158, pp. 71-91, May 2018.

[42] J. Almotiri, K. Elleithy and A. Elleithy, "Retinal vessels segmentation techniques and algorithms: A survey", Appl. Sci., vol. 8, no. 2, pp. 155, 2018.

[43] A. Singh, M. K. Dutta, M. ParthaSarathi, V. Uher and R. Burget, "Image processing based automatic diagnosis of glaucoma using wavelet features of segmented optic disc from fundus image", Comput. Methods Programs Biomed., vol. 124, pp. 108-120, Feb. 2016.

[44] V. Harini and V. Bhanumathi, "Automatic cataract classification system", Proc. Int. Conf. Commun. Signal Process. (ICCSP), pp. 0815-0819, Apr. 2016.

[45] R. Estrada, M. J. Allingham, P. S. Mettu, S. W. Cousins, C. Tomasi and S. Farsiu, "Retinal artery-vein classification via topology estimation", IEEE Trans. Med. Imag., vol. 34, no. 12, pp. 2518-2534, Dec. 2015.

[46] J. Mo and L. Zhang, "Multi-level deep supervised networks for retinal vessel segmentation", *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.*, vol. 12, no. 12, pp. 2181-2193, Dec. 2017.

[47] S. Wang, Y. Yin, G. Cao, B. Wei, Y. Zheng and G. Yang, "Hierarchical retinal blood vessel segmentation based on feature and ensemble learning", *Neurocomputing*, vol. 149, pp. 708-717, Feb. 2015.

[48] Zhang, W., Zhong, J., Yang, S., Gao, Z., Hu, J., Chen, Y. & Yi, Z. (2019). Automated identification and grading system of diabetic retinopathy using deep neural networks. *Knowledge-Based Systems*, 175, 12-25.

[49] Bellemo, V., Lim, Z.W., Lim, G., Nguyen, G.D., Xie, Y., Yip, M.Y.T., Hamzah, H., Ho, J., Lee, X.Q., Hsu, W., Lee, M.L., Musonda, L., Chandran, M., Chipalo-Mutati, G., Muma, M., Tan, G.S.W., Sivaprasad, S., Menon, G., Wong, T.Y. & Ting, D.S.W. (2019). Artificial intelligence using deep learning to screen for referable and vision-threatening diabetic retinopathy in Africa: A clinical validation study. *The Lancet Digital Health*, 1(1), e35-e44.

[50] Qummar, S., Khan, F.G., Shah, S., Khan, A., Shamshirband, S., Rehman, Z.U., Khan, I.A. & Jadoon, W. (2019). A deep learning ensemble approach for diabetic retinopathy detection. *IEEE Access*, 7, 150530-150539.

[51] Mateen, M., Wen, J., Nasrullah, N., Sun, S. & Hayat, S. (2020). Exudate detection for diabetic retinopathy using pretrained convolutional neural networks. *Complexity*, 2020, 5801870.

[52] Xie, Y., Nguyen, Q.D., Hamzah, H., Lim, G., Bellemo, V., Gunasekeran, D.V., Yip, M.Y.T., Lee, X.Q., Hsu, W., Lee, M.L., Tan, C.S., Wong, H.T., Lamoureux, E.L., Tan, G.S.W., Wong, T.Y., Finkelstein, E.A. & Ting, D.S.W. (2020). Artificial intelligence for teleophthalmology-based diabetic retinopathy screening in a national programme: An economic analysis modelling study. *The Lancet Digital Health*, 2(5), e240-e249.

## **2. Tài liệu tham khảo tiếng Việt**

[53] Trần, T. H. L., & Vũ, T. A. (2022). Phân loại giai đoạn bệnh võng mạc đái tháo đường dựa trên ảnh chụp đáy mắt kỹ thuật số tiêu chuẩn. *Tạp chí Y học Việt Nam*, 514(1).

[54] Kim Minh, Trúc, V. L. N., Tân, V. V., & Trâm, T. V. (2021). Tình hình bệnh lý vông mạc đái tháo đường và các yếu tố liên quan tại tỉnh Tiền Giang năm 2020. *Vietnam Journal of Diabetes and Endocrinology*, (46), 117-122

[55] Kim Minh, Trúc, V. L. N., Tân, V. V., & Trâm, T. V. (2021). Tình hình bệnh lý vông mạc đái tháo đường và các yếu tố liên quan tại tỉnh Tiền Giang năm 2020. *Vietnam Journal of Diabetes and Endocrinology*, (46), 117-122.

[56] Lương Ngọc Khuê, Nguyễn Thụy Khuê (2016). Quản lý Đái Tháo Đường STENO- VDCD. Tài liệu tập huấn do cục quản lý khám chữa bệnh tổ chức tại Tiền Giang.

[57] Vi, Trần Thị Hoài, Ngô Thị Kim Yến, Nguyễn Thị Quảng Trị, Nguyễn Ngọc Thanh, and Ngô Minh Tuấn. "Đánh giá tỷ lệ mắc bệnh vông mạc đái tháo đường ở người cao tuổi tại quận Sơn Trà, Thành phố Đà Nẵng." *Vietnam Journal of Diabetes and Endocrinology* 49 (2021): 51-56.

[58] Quang, Trần Đăng, and Vũ Tuấn Anh. "Kết quả phẫu thuật điều trị bong vông mạc co kéo do đái tháo đường có sử dụng PFCL." *Tạp chí Y học Việt Nam* 508, no. 1 (2021).

[59] Tùng, Đỗ Đình. "Nghiên cứu đặc điểm tổn thương vông mạc mắt của bệnh nhân đái tháo đường típ 2 bằng máy chụp vông mạc kỹ thuật số DRS." *Tạp chí Y học Việt Nam* 510, no. 1 (2022).

[60] BỘ Y TẾ. "Hướng dẫn chẩn đoán và điều trị đái tháo đường típ 2." Hà Nội (2017).

[61] LINH, NGUYỄN DIỆU. "Nghiên cứu sử dụng thuốc Bevacizumab tiêm nội nhãn phối hợp cắt dịch kính điều trị bệnh vông mạc đái tháo đường giai đoạn tăng sinh có biến chứng xuất huyết dịch kính." (2021). Luận án TS Y học 2019.

[62] Thủy, Nguyễn Hải. "Cập nhật chẩn đoán và điều trị tiền đái tháo đường." *Vietnam Journal of Diabetes and Endocrinology* 46 (2021): 9-25.

[63] Hải, Hoàng. "Hiệu quả can thiệp cải thiện thực hành dinh dưỡng và tuân thủ sử dụng thuốc điều trị của bệnh nhân đái tháo đường tuýp 2 ngoại trú tại bệnh viện đa khoa nông nghiệp." *Tạp chí Y học Việt Nam* 503, no. 1 (2021).

[64] Ngô, Huy Hoàng, and Thị Hồng Thuý Đoàn. "Thay đổi thực hành tuân thủ điều trị của người bệnh đái tháo đường type 2 điều trị ngoại trú tại Bệnh viện Nội Tiết tỉnh Sơn La." Tạp chí Khoa học Điều dưỡng 3, no. 1 (2020): 50-58.