BỘ CÔNG THƯƠNG
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH



LÊ NHỊ LÃM THUÝ

TRÍCH XUẤT MẠCH VÀNH VÀ PHÁT HIỆN BẤT THƯỜNG TRÊN MẠCH VÀNH HỖ TRỢ TRONG CHẨN ĐOÁN

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ

THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH, NĂM 2024

Công trình được hoàn thành tại:

Khoa Công Nghệ Thông Tin

Trường Đại Học Công Nghiệp TP. HCM.

Hội đồng

1. Chủ tịch: GS.TS. Phan Thị Tươi (Trường ĐH Nguyễn Tất Thành)
2. Phản biện 1: PGS.TS. Nguyễn Thị Thúy Loan (Trường ĐH Quốc Tế, ĐHQG TP.HCM)
3. Phản biện 2: PGS.TS. Đỗ Văn Nhơn (Trường ĐH Quốc tế Hồng Bàng)
4. Phản biện 3: TS. Nguyễn Viết Hưng (Trường ĐH Sư Phạm TP.HCM)
5. Ủy viên: PGS.TS. Lê Hoàng Thái (Trường ĐH Khoa học Tự Nhiên, ĐHQG TP.HCM)
6. Ủy viên: TS. Lê Trọng Ngọc (Trường Đại học Công nghiệp TP.HCM)
7. Thư ký: PGS.TS. Huỳnh Tường Nguyên (Trường Đại học Công nghiệp TP.HCM)

Người hướng dẫn khoa học:

1. Hướng dẫn 1: PGS.TS Phạm Thế Bảo
2. Hướng dẫn 2: PGS.TS Huỳnh Trung Hiếu

Luận án đã được bảo vệ trước Hội đồng chấm luận án cấp Trường họp tại:

Trường Đại học Công Nghiệp Tp.HCM, ngày 17 tháng 2 năm 2025

Có thể tìm hiểu luận án tại thư viện:

1. Thư viện Tổng hợp Quốc gia Tp.HCM
2. Thư viện trường Đại học Công Nghiệp Tp.HCM

Bệnh động mạch vành (Coronary Artery Disease - CAD) là một trong những bệnh lý về tim mạch phổ biến và nguy hiểm nhất trên thế giới, gây ra các vùng bất thường (như hẹp hoặc phình mạch) làm hạn chế lưu lượng máu, dẫn đến đau thắt ngực hoặc nhồi máu cơ tim. Việc phát hiện và xác định chính xác các bất thường này đòi hỏi bác sĩ phải giỏi và giàu kinh nghiệm, đồng thời sẽ mất nhiều thời gian phân tích hình ảnh.

Luận án này đề xuất các phương pháp tự động để phát hiện và định vị bất thường trên hình ảnh X-quang mạch vành, bao gồm hai bài toán chính: (1) phân đoạn mạch vành, và (2) phát hiện bất thường trên mạch vành đã phân đoạn. Đối với bài toán phân đoạn, luận án sử dụng hướng tiếp cận "từ thô đến mịn" dựa trên các mô hình học sâu, giải quyết hiệu quả dữ liệu phức tạp về kích thước, vị trí và độ tương phản khác nhau giữa các cấp độ mạch máu. Với bài toán thứ hai, luận án tiếp tục đề xuất các thuật toán duyệt cạnh và mô hình học sâu để phát hiện vùng bất thường. Kết quả của luận án đã được công bố qua 05 bài báo trên các tạp chí uy tín và hội nghị quốc tế.

Luận án đã hoàn thành mục tiêu đề ra, giải quyết hai bài toán chính với những phương pháp mới được đề xuất:

- Phân đoạn mạch vành: Luận án đề xuất một phương pháp tiếp cận theo chiến lược "từ thô đến mịn," sử dụng các mô hình học sâu khác nhau, đặc biệt là hai mô hình Unet, để xử lý hiệu quả dữ liệu phức tạp, kích thước biến động, có chồng chéo, độ tương phản thấp và nhiễu cao. Kết quả phân đoạn đạt chất lượng tốt, phù hợp cho dữ liệu mạch vành phức tạp.
- Phát hiện bất thường trên mạch vành: Từ kết quả phân đoạn, luận án đề xuất hai hướng tiếp cận:
    1. Tiếp cận thuật toán duyệt cạnh: Phân tích hướng và độ dốc hướng trên đoạn mạch được phân đoạn để xác định bất thường (hẹp hoặc phình mạch).
    2. Tiếp cận học sâu: Xây dựng mô hình CNN nhận đầu vào là các đoạn mạch đã phân đoạn (được trích cạnh bằng phương pháp Canny truyền thống và DexiNed học sâu, hoặc chưa trích cạnh) để phát hiện bất thường. Ngoài ra, luận án cũng kết hợp các mặt phẳng thông tin bằng phương pháp voting mềm để phát hiện bất thường trên đoạn mạch chưa phân đoạn.

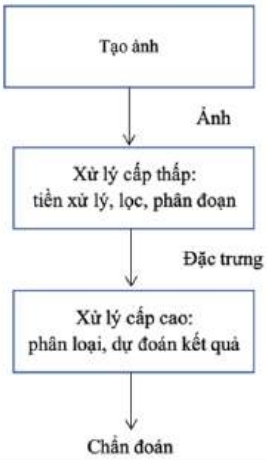
Kết quả thực nghiệm chứng minh tính khả thi và hiệu quả của các phương pháp được đề xuất.

CHƯƠNG 1 TỔNG QUAN

1.1 Ảnh y khoa

Ảnh y khoa là ảnh thu được với các kỹ thuật và quy trình được sử dụng để tạo ra ảnh của cơ thể người (hoặc các bộ phận của cơ thể) cho các mục đích lâm sàng khác nhau như các tiến trình và chẩn đoán y khoa bao gồm nghiên cứu về giải phẫu và chức năng bình thường [1]. Theo nghĩa rộng hơn, nó là một phần của ảnh sinh học và kết hợp X quang, nội soi, máy đo nhiệt, và kính hiển vi. Các kỹ thuật đo lường và ghi chép như điện não đồ (Electro Encephalo Graphy – EEG) và ghi dữ liệu tín hiệu não từ tính (Magneto Encephalo Graphy – MEG) không chỉ chủ yếu được thiết kế để tạo ra ảnh mà còn tạo ra dữ liệu khả dĩ được biểu diễn dưới dạng bản đồ, dạng này cũng có thể được xem như dạng ảnh y khoa.

1.2 Mô hình xử lý ảnh y khoa



Hình 1.1 Mô hình cho hệ thống chẩn đoán bằng ảnh y khoa [1].

1.3 Mạch vành

Động mạch vành phải và trái cung cấp máu cho tim [1]. Chúng là những nhánh đầu tiên của động mạch chủ, là động mạch chính trong cơ thể. Các động mạch này và các nhánh của chúng cung cấp máu cho tất cả các bộ phận của cơ tim. Mỗi động mạch chứa nhiều nhánh:

- Động mạch vành phải (RCA): RCA cung cấp máu cho tâm nhĩ phải và tâm thất phải (nơi máu khử oxy đi trước khi đến phổi). Các nhánh của nó cung cấp cho các nút xoang nhĩ (SA) và nhĩ thất (AV).
- Động mạch vành trái (LMCA): LMCA cung cấp máu cho tâm nhĩ trái và tâm thất trái. Đây là nơi máu đã được oxy hóa đến từ phổi trước khi tim bơm máu đến các phần còn lại của cơ thể. Các nhánh của nó cung cấp máu cho 2/3 vách liên thất.

Cấu trúc của các nhánh động mạch vành thay đổi tùy theo từng người. Các động mạch vành thường được bao quanh bởi một lớp mỡ nhưng ở một số người, động mạch nằm

trong chính cơ tim; nguồn cung cấp máu cho các nút SA và AV đến từ LCMA, không phải RCA, ở khoảng 10% số người; Đôi khi một động mạch vành duy nhất phát sinh từ động mạch chủ, sau đó chia thành các nhánh phải và trái. Hầu hết các biến thể này không có hại và không gây ra các triệu chứng. Nhưng trong một số trường hợp hiếm gặp (dưới 1% số người), những bất thường ở động mạch vành có thể dẫn đến các vấn đề nghiêm trọng hoặc thậm chí tử vong.

Các động mạch vành chính thường có đường kính từ 3mm đến 4 mm. Kích thước nhỏ hơn một chút so với chiều rộng của ống hút. Kích thước của các động mạch thay đổi một chút tùy theo giới tính, trọng lượng cơ thể và thậm chí cả sắc tộc. Thành của tất cả các động mạch, kể cả động mạch vành, có ba lớp:

- Tunica intima: Lớp bên trong chạm vào máu và giữ cho nó chảy trơn tru qua các động mạch.
- Môi trường: Lớp giữa đàn hồi, vì vậy nó mở rộng và co lại để duy trì huyết áp phù hợp trong động mạch.
- Adventitia: Lớp ngoài chứa các mạch nhỏ cung cấp oxy và chất dinh dưỡng từ máu đến các tế bào trong tim.

Bệnh động mạch vành (Coronary Atery Disease – CAD) là tình trạng phổ biến nhất ảnh hưởng đến động mạch vành. CAD thường là kết quả của chứng xơ vữa động mạch, là sự tích tụ mảng bám bên trong động mạch. Các động mạch bị tắc ngăn máu đến tim, có thể dẫn đến cơn đau tim. Hội chứng mạch vành cấp tính là tình trạng mất đột ngột lưu lượng máu đến tim qua các động mạch vành. Nhồi máu cơ tim là một loại hội chứng mạch vành cấp tính. Giống như CAD, những tình trạng này cũng là kết quả của chứng xơ vữa động mạch hình 1.1 Các tình trạng ít phổ biến hơn ảnh hưởng đến động mạch vành bao gồm:

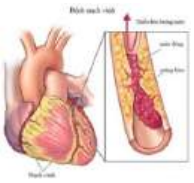
- Chứng phình động mạch: phình trong thành mạch máu.
- Bất thường bẩm sinh trong động mạch.
- Co thắt mạch vành: Đột ngột thắt chặt các cơ trong động mạch. Khi các cơ này thắt chặt hoặc co thắt, các động mạch tạm thời bị tắc nghẽn. Điều này có thể dẫn đến cơn đau ngực gọi là đau thắt ngực Prinzmetal.

CAD là một tình trạng mãn tính. Mảng bám tích tụ mất nhiều năm, thậm chí nhiều thập kỷ. Nhưng khi các động mạch hẹp lại, bệnh nhân có thể nhận thấy các triệu chứng nhẹ. Những triệu chứng này cho thấy tim đang bơm máu nhiều hơn để cung cấp máu giàu oxy cho cơ thể. Xơ vữa động mạch gây bệnh mạch vành. Xơ vữa động mạch là sự tích tụ dần dần các mảng bám trong các động mạch khắp cơ thể. Khi mảng bám ảnh hưởng đến lưu lượng máu trong động mạch vành, người bệnh sẽ mắc bệnh động mạch vành. Mảng bám bao gồm cholesterol, chất thải, canxi và fibrin (một chất giúp đông máu). Khi mảng bám tiếp tục tích tụ dọc theo thành động mạch, động mạch của người bệnh trở nên hẹp và cứng lại.

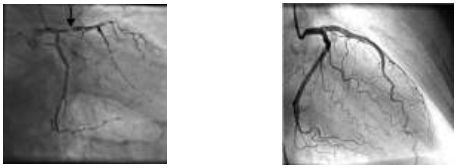
Mảng bám có thể làm tắc nghẽn hoặc làm hỏng động mạch, làm hạn chế hoặc ngừng lưu lượng máu đến một bộ phận nhất định của cơ thể người bệnh. Khi mảng bám tích tụ trong động mạch vành, cơ tim không thể nhận đủ máu. Vì vậy, trái tim không thể nhận được oxy và chất dinh dưỡng cần thiết để hoạt động bình thường. Tình trạng này được gọi là

thiếu máu cơ tim. Nó dẫn đến khó chịu ở ngực (đau thắt ngực) và khiến người bệnh có nguy cơ bị đau tim.

Hình 1.2 mô tả bệnh hẹp động mạch. Với ảnh chụp X-quang động mạch vành, các bác sĩ có thể nhận biết được mạch máu có bị tắc nghẽn hay không, hay nên sử dụng phương pháp điều trị nào để phù hợp với bệnh nhân nhất. Tuy nhiên, rất khó để giải thích trực quan khi nhìn vào ảnh chụp X-quang do chồng chéo của các mạch máu quanh tim (hình 1.3 (b)) hay do tương phản giữa mạch máu và nền. Đây là một thách thức lớn trong nhiều năm qua.



Hình 1.2 Bệnh mạch vành [2].



(a) (b)

Hình 1.3 Hình mạch vành: (a) mạch hẹp và (b) chồng chéo của mạch.

Hiện tại, không có xét nghiệm xâm lấn hoặc không xâm lấn nào được sử dụng thường quy để xác định các mảng dễ bị tổn thương ở bệnh nhân còn sống [3]**.** Các mảng dễ bị tổn thương có thể bị vôi hóa hoặc không, do đó làm phức tạp việc xác định nguy cơ tim mạch bằng cách sàng lọc vôi hóa. Có một sự hấp dẫn hợp lý đối với phương pháp đánh giá trực tiếp các động mạch vành, thay vì dựa vào một biện pháp gián tiếp như tuổi tác, lượng cholesterol lưu thông trong máu và các yếu tố nguy cơ truyền thống khác. Những cải tiến trong công nghệ CT hiện nay cho phép hình dung không xâm lấn về vôi hóa trong thành động mạch vành ở bệnh nhân còn sống.

Hiện tại có hai phương pháp cơ bản tương đương để hình dung và định lượng vôi hóa động mạch vành - chụp cắt lớp vi tính chùm tia điện tử (EBCT) và chụp cắt lớp vi tính đa đầu dò (MDCT). Cả EBCT và MDCT đều là những hệ thống hình ảnh X-quang lớn và phức tạp. Thông qua phân tích hình ảnh được chụp từ phương pháp thông tim (Cardiac Catheterization) - một phương pháp chẩn đoán sử dụng kỹ thuật chụp X-quang mạch máu bằng việc bơm vào mạch máu chất cản quang, để nghiên cứu về tim [3]. Bác sĩ có thể nhận biết được mạch máu có bị tắc nghẽn hay không, để sử dụng phương pháp điều trị phù hợp với bệnh nhân nhất. Tuy nhiên, do tính chất của hình ảnh X-quang, giữa mạch máu và nền thường có độ tương phản thấp, hình ảnh nhiễu từ bóng của xương sườn và các mô xung quanh đè lên. Ngoài ra, hình dạng mạch máu không xác định, chiều rộng của mạch máu phụ thuộc vào loại mạch máu, chiều rộng thường thay đổi dọc theo mạch máu; cũng như thể trạng người bệnh, chủng tộc người bệnh, ….; đặc biệt thời điểm chụp ảnh cũng ảnh hưởng đến ảnh mạch máu, vì thời điểm chụp có máu đang đi qua sẽ thấy thành mạch, nhưng nếu thời điểm chụp mà máu đã đi qua nên thành mạch xẹp xuống thì mạch máu gần như trong suốt dẫn đến rất khó thấy rõ mạch máu.

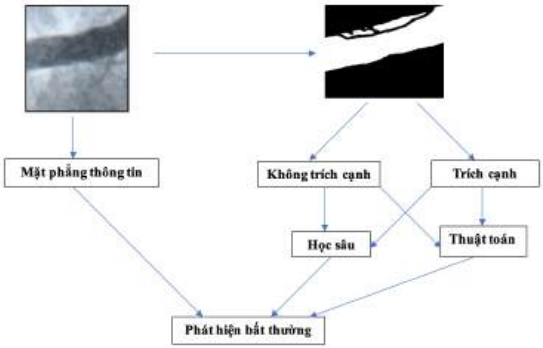
Vì với sự phức tạp của mạch vành (hình 1.3) như đã trình bày thì rất khó có thể phát hiện vùng bất thường trên mạch vành trực tiếp nên luận án tập trung đề xuất phương pháp phát hiện bất thường trên mạch vành cho hỗ trợ chẩn đoán bệnh.

1.4 Bài toán

Do tính chất phức tạp của ảnh mạch vành, luận án đề xuất hai hướng tiếp cận để phát hiện bất thường trên mạch vành:

- Hướng tiếp cận dựa trên xây dựng thuật toán với kiến thức xử lý ảnh.
- Hướng tiếp cận học sâu.

Với sự phức tạp của hệ thống mạch vành có tính chất máu sẽ được di chuyển theo một hướng và hình ảnh mạch vành sẽ phụ thuộc rất nhiều môi trường (như đã trình bày ở trên). Luận án cần giải quyết 02 bài toán: (1) phân đoạn mạch vành để có ảnh mạch vành là các đoạn mạch với biên rõ ràng, từ dữ liệu kết quả này sẽ giải quyết bài toán thứ (2) phát hiện bất thường trên thành mạch vành từ hai hướng tiếp cận. Luận án có các phương pháp giải quyết như hình 1.4.



Hình 1.4. Mô tả phương pháp giải quyết bài toán phát hiện bất thường trên ảnh mạch vành.

1.5 Dữ liệu

Luận án sử dụng dữ liệu cung cấp từ bệnh viện Đại học Quốc gia Chonnam, Hàn Quốc. Dữ liệu này đã được hội đồng y đức bệnh viện cho phép, cũng như sự đồng ý của bệnh nhân. Dữ liệu gồm ban đầu của 48 bệnh nhân, mỗi ảnh màu (màu xám) có kích thước 512×512 điểm ảnh, hình 1.5, để trích xuất mạch vành (phân đoạn), luận án gọi là bộ dữ liệu A. Bộ dữ liệu A được sự hỗ trợ từ chuyên gia để có ground-truth cho kiểm định. Sau khi phân đoạn bộ dữ liệu A, luận án xây dựng bộ dữ liệu có mỗi ảnh là một đoạn của mạch vành (bộ dữ liệu B).

Hình 1.5, để tiến hành xác định mạch vành có bất thường hay không? Bộ dữ liệu B ban đầu có 124 đoạn mạch vành có kích thước 100×100 điểm ảnh, trong đó có 102 ảnh bất thường và 22 ảnh bình thường. Với bộ dữ liệu B thì số lượng ít để tiến hành phân loại và đồng thời dữ liệu bị mất cân bằng, luận án dùng phương pháp sinh thêm dữ liệu thông qua phương pháp biến đổi Affine (như: co, giãn, xoay, tịnh tiến, nhưng không sử dụng phương pháp biến dạng – vì biến dạng sẽ làm mất tính chất của ảnh mạch vành) dữ liệu để có bộ dữ liệu C có 1404 ảnh bất thường và 1115 ảnh bình thường. Sau đó luận án thu

thập thêm dữ liệu từ bệnh viện để bộ dữ liệu D có 2906 ảnh bất thường và 3022 ảnh bình thường.



Hình 1.5 Đoạn mạch vành sau khi được phân đoạn.

Luận án còn sử dụng bộ dữ liệu ARCADE [8] để đánh giá thêm. Bộ dữ liệu bao gồm tổng cộng 1000 ảnh (dữ liệu cũng được dùng phương pháp tăng cường), trong đó có 500 ảnh dùng để huấn luyện, 200 ảnh dùng để đánh giá, và 300 ảnh dùng để kiểm thử. Mỗi ảnh là ảnh màu xám kích thước 512×512 điểm ảnh. Ảnh dữ liệu là một phần của mạch vành, không phải toàn bộ mạch vành; hình 1.6. Trong bộ kiểm thử có 126 ảnh bất thường và 174 ảnh bình thường. Bộ dữ liệu ARCADE chỉ có nhãn cho từng ảnh là có bệnh hay không (bất thường: phình hay hẹp) mà không có ảnh groundtruth dùng cho đánh giá sau khi phân đoạn.



Hình 1.6. Ảnh (một phần mạch vành) dữ liệu của bộ dữ liệu ARCADE.

1.6 Kết chương

Từ kiến thức về ảnh y khoa và các phương pháp xử lý ảnh y khoa, cũng như các tính chất đặc biệt phức tạp của ảnh mạch vành; luận án đề xuất phương pháp phân đoạn ảnh mạch vành phù hợp. Với những kiến thức trình bày thì nội dung được tóm lược công bố ở [CT4].

CHƯƠNG 2 CƠ SỞ LÝ THUYẾT

Chương 2 luận án trình bày các cơ sở lý thuyết được dùng trong luận án như cơ sở mạng neural nhân tạo làm nền tảng cho học sâu, mà đặc biệt là Unet; cũng như phương pháp trích khung xương.

2.1 Phương pháp trích khung xương

Thông qua xương của đối tượng chúng ta có thể có được thông tin về hình dạng ban đầu của đối tượng đó. Việc trích khung xương đã có nhiều phương pháp được đề xuất. Thuật toán trích xuất khung xương do tác giả Zhang-Suen đề xuất vào năm 1984, là thuật toán được sử dụng rộng rãi nhất làm nền tảng cho nhiều nghiên cứu sau này.

2.2 Mạng neural nhân tạo

Lấy cảm hứng vào từ hoạt động của mạng thần kinh của con người, các thuật toán máy tính bắt chước các cấu trúc sinh học này và được gọi là mạng neural nhân tạo (Neural Network - NN) Theo cách tiếp cận thông thường trong lập trình, máy tính sẽ biết phải làm gì, giải quyết các vấn đề lớn thành nhiều nhiệm vụ nhỏ, từ các định nghĩa rõ ràng cho các nhiệm vụ mà máy tính có thể dễ dàng thực hiện thông qua câu lệnh. Ngược lại, trong một mạng neural, máy tính sẽ phải học cách giải quyết từ những thông tin được học thông qua dữ liệu qua mô hình.

2.3 Học sâu

Học sâu là một phần của máy học, vì thế bản chất của học sâu cũng mang những tính chất của máy học, nhưng cho phép học được nhiều thông tin "sâu" hơn dựa vào những cải tiến của mô hình, thuật toán thông qua nhiều tầng ẩn hơn, mô hình học sâu có thể: (1) tự động trích xuất đặc trưng từ dữ liệu và (2) có thể liên kết thông tin ở gần và ở xa trong mô hình để có thể học được thông tin "sâu" hơn.

2.4 Unet

Unet là một mạng lưới thần kinh tích chập được phát triển từ mô hình CNN với mục đích ban đầu dành cho phân đoạn hình ảnh y khoa, được xây dựng bởi Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox vào năm 2015 [2].
Unet là một trong những kiến trúc CNN tiêu chuẩn cho các nhiệm vụ phân loại hình ảnh, khi chúng ta không chỉ cần xác định toàn bộ hình ảnh theo lớp mà còn phân chia các khu vực của hình ảnh theo lớp. Ngoài ra, Unet được huấn luyện theo kiểu từ đầu đến cuối với rất ít hình ảnh.

2.5 Kết chương

Dựa trên cơ sở lý thuyết của trong chương 2, luận án xây dựng các mô hình Unet giải quyết bài toán phân đoạn ảnh mạch vành theo hướng tiếp cận từ thô đến mịn, cũng như phân loại đoạn mạch vành có bất thường hay không theo hai hướng tiếp cận: xây dựng thuật toán và học sâu để giải quyết hai toán đặt ra trong luận án.

CHƯƠNG 3 BÀI TOÁN PHÂN ĐOẠN ẢNH MẠCH VÀNH

3.1 Các hướng tiếp cận

Hiện nay trên thế giới đã xuất hiện rất nhiều thuật toán được sử dụng để phân đoạn mạch máu. Trong khi một số phương pháp sử dụng kỹ thuật nhận dạng mẫu dựa trên mức xám ví dụ như phân ngưỡng các thành phần liên thông, các phương pháp khác lại ứng dụng mô hình toán học của mạch máu để trích xuất những đường biên của mạch máu. Trong nhiều trường hợp, tùy thuộc vào chất lượng ảnh ví dụ như xuất hiện của nhiễu, một vài phương pháp sẽ yêu cầu thêm bước tiền xử lý trước khi tiến hành phân đoạn mạch máu. Luận án tóm lược bài toán phân đoạn mạch máu thành ba hướng tiếp cận chính [9]. Hướng tiếp cận dựa trên kỹ thuật nhận dạng mẫu

- Hướng tiếp cận dựa trên mô hình
- Hướng tiếp cận dựa trên thông minh nhân tạo

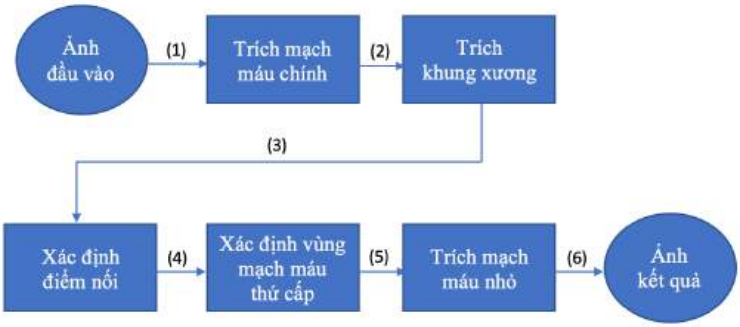
Các hướng tiếp cận sẽ khác nhau tùy thuộc vào ảnh đầu vào và cách đánh giá của tác giả đối với bộ dữ liệu. Với nhiều hướng tiếp cận như trên, những phương pháp phân đoạn mạch máu hiện đại thường xuyên kết hợp nhiều kỹ thuật để tạo nên kết quả tốt nhất.

3.2 Mô hình đề xuất

Với tính chất mạch vành là: máu sẽ chảy theo một hướng, cấu trúc mạch vành phân cấp từ mạch chính đến các mạch phụ. Ảnh mạch vành xuất hiện rất nhiều nhiễu, trong khi độ tương phản giữa mạch máu và nền rất thấp, đặc biệt ở những vùng mạch máu nhỏ. Do đó, nếu sử dụng một thuật toán duy nhất để phân đoạn sẽ không hiệu quả. Ngoài ra, cấu trúc mạch vành rất phức tạp, độ rộng mạch thay đổi tùy thuộc vào thời điểm chụp ảnh, lượng máu dịch chuyển khác nhau. Nhưng với cấu trúc mạch máu theo một chiều từ trên xuống dưới và nhỏ dần, luận án sẽ xây dựng khung xương mạch máu để phân đoạn các mạch máu nhỏ hơn và gom chúng lại tạo thành một cây mạch máu hoàn chỉnh. Vì thế luận án đề xuất dùng hướng tiếp cận bài toán là phân đoạn mạch máu từ thô đến mịn. Nghĩa là luận án sẽ trích xuất những phần có tính chất chắc chắn là mạch máu. Sau đó, từ phần "thô" đã phát hiện trước đó, lần lượt tìm những mạch máu mảnh nhỏ hơn trong một khu vực giới hạn nhất định (mạch nhánh), hay có thể hiểu việc cần làm ở bước này là trích xuất những mạch máu nhỏ mịn hơn.

Với dữ liệu mạch chính, mạch phụ có các tính chất khác nhau nên không thể dùng một mô hình Unet duy nhất phân đoạn để có kết quả tốt nhất nên luận án đề xuất mô hình xử lý từng phần, mỗi phần sẽ là một mô hình Unet tương ứng. Đầu tiên, luận án tiến hành trích xuất mạch máu chính cùng với những đặc trưng cơ bản như khung xương và những điểm nối. Khung xương được định nghĩa là đường trung tâm của mạch máu. Điểm nối là những điểm giao nhau giữa các đoạn mạch máu trong khung xương. Sau đó, dựa vào mạch máu chính, luận án tiếp tục thực hiện quá trình trích xuất toàn bộ những mạch máu kết nối với mạch máu chính thông qua điểm nối, hay còn gọi là mạch máu thứ cấp. Cuối

cùng, luận án được kết quả phân đoạn mạch máu. Mô hình xử lý gồm 03 bước chính: trích mạch chính, trích mạch thứ cấp, và tái tạo cây mạch máu, chi tiết như hình 3.1.



Hình 3.1 Mô hình đề xuất phân đoạn mạch vành.

3.3 Xây dựng mô hình

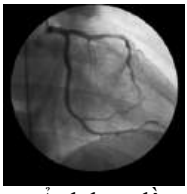
3.3.1 Trích mạch chính

- Phân đoạn mạch chính: luận án sử dụng mô hình đã được huấn luyện của Unet với thiết kế riêng cho việc phân đoạn mạch chính, luận án gọi là Unet main (thuật toán 3.1), hình 3.1.
- Trích khung xương: Sau khi có mạch máu chính, để xác định các điểm nối, luận án cần xác định khung xương của các mạch máu. Tuy nhiên các mạch máu sau khi phân đoạn sẽ có thể bị đứt đoạn do thời điểm chụp ảnh, lượng máu dịch chuyển khác nhau nên vùng mạch máu không đồng đều, hoặc do bác sĩ cầm thiết bị lấy ảnh không ổn định. Để giải quyết bài toán, luận án đề xuất cải tiến thuật toán Zhang-Suen [4], thuật toán 3.2, được kết quả như hình 3.2.
- Xác định điểm nối: Luận án tiến hành xác định các điểm quan trọng *joint* (bao gồm các điểm nối và các điểm bắt đầu, kết thúc của mạch máu) bằng thuật toán 3.3, để có kết quả như hình 3.3.

3.3.2 Trích mạch thứ cấp

- Chọn vùng mạch máu: Luận án xây dựng thuật toán chọn vùng để trích mạch máu thứ cấp từ các điểm *joint* giữa các đoạn mạch máu, thuật toán 3.4**.** Một cửa sổ được cắt ảnh bao gồm hai điểm: *point i* và *point j*, với chiều rộng là $w = |(x_i - x_j)|$ và chiều dài là $h = |(y_i - y_j)|$. Tuy nhiên, việc trích hình chữ nhật từ những điểm nối ban đầu không tốt với quá trình phân đoạn. Vì vậy, luận án mở rộng một khoảng bằng Δp điểm ảnh để đảm bảo kết quả tốt hơn, như hình 3.4 và hình 3.5.
- Trích mạch máu thứ cấp: Luận án sử dụng mô hình đã được huấn luyện của Unet với thiết kế riêng cho việc phân đoạn mạch máu phụ, luận án gọi là Unet branch.

3.3.3 Tái tạo đầy đủ cây mạch máu: Từ kết quả hai bước trên luận án xây dựng cây mạch máu hoàn chỉnh.





a. Ảnh ban đầu b. Ảnh áp dụng Unet main c. Ảnh ground truth

Hình 3.2 Ảnh mạch máu khi sử dụng Unet main để trích xuất.





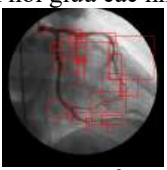
a. Ảnh ban đầu b. Ảnh lấy khung xương Zhang-Suen c. Ảnh lấy khung xương Zhang-Suen (cải tiến)

Hình 3.3 Kết quả áp dụng thuật toán Zhang-Suen cải tiến.




a. Điểm nối trên khung xương b. Điểm nối trên mạch chính

Hình 3.4 Những điểm nối giữa các nhánh mạch máu.



Hình 3.5 Tạo cửa sổ từ các *joint*.

3.4 Thực nghiệm

Luận án chọn tham số cho các thuật toán đã xây dựng như bảng 3.1, 3.2 và 3.3.

Bảng 3.1 Giá trị các tham số mô hình Unet main.

Tham số	Giá trị	Ý nghĩa
Filter1	64	Số bộ lọc của lớp tích chập đầu tiên
Activation1	ReLU	Hàm kích hoạt sau mỗi lớp tích chập
learning_rate1	1e-4	Tham số hệ số học của thuật toán tối ưu hàm lỗi
output_activation1	sigmoid	Hàm kích hoạt tại lớp ngoài cùng

Bảng 3.2 Giá trị các tham số mô hình Unet branch.

Tham số	Giá trị	Ý nghĩa
Filter2	16	Số bộ lọc của lớp tích chập đầu tiên
Activation2	ReLU	Hàm kích hoạt sau mỗi lớp tích chập
learning_rate2	1e-4	Tham số hệ số học của thuật toán tối ưu hàm lỗi
output_activation2	sigmoid	Hàm kích hoạt tại lớp ngoài cùng

Bảng 3.3 Giá trị các tham số thuật toán xây dựng khung xương mạch máu.

Tham số	**Giá trị**	**Ý nghĩa**
γ	116	Kích thước tối thiểu là mạch máu
Δp	20	Mở rộng trích hình chữ nhật từ điểm nối

3.5 Kết quả và đánh giá

Kết quả của luận án cho thấy phương pháp đề xuất thật sự hiệu quả hơn các phương pháp trước đó. Hướng tiếp cận từ thô đến mịn với hai mô hình Unet đã mang lại kết quả khả quan, bảng 3.4.

Bảng 3.4 So sánh các phương pháp khác.

Phương pháp	Dice coefficient (%)
DFB based segmentation [5]	45,50 ± 1,31%
Coarse-to-fine based DFB and Otsu [6]	71,34 ± 0,80%
Baseline U-net [7]	73,64 ± 1,32%
Phương pháp đề xuất	**76,40 ± 1,02%**

Phương pháp phân đoạn các mạch vành lớn cho kết quả tốt. Hiệu suất phân đoạn không phụ thuộc kích thước đạt 80,17%. Phương pháp còn phát hiện được một số lượng lớn các mạch máu nhỏ và mỏng và có hiệu suất trung bình là 76,40%. Hình 3.9 thể hiện sự so sánh các kết quả phân đoạn, gồm giá trị trung bình ± độ lệch chuẩn. Kết quả của luận án cho thấy phương pháp đề xuất thật sự hiệu quả hơn các phương pháp trước đó. Hướng tiếp cận từ thô đến mịn với hai mô hình Unet đã mang lại kết quả khả quan.



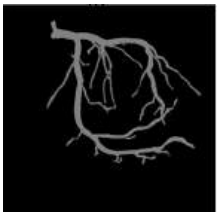
(a)



(b)



(c)



(d)

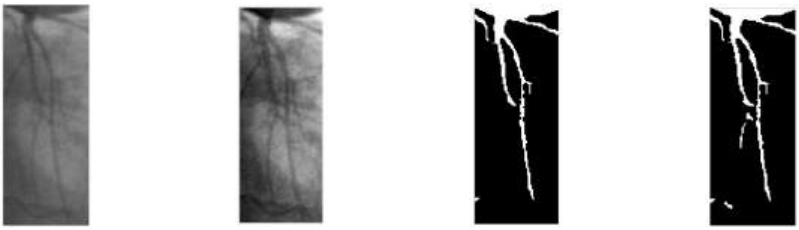
Hình 3.9 So sánh kết quả phân đoạn (a) Ảnh đầu vào, (b) Kết quả trong với [5] (c) Kết quả trong [6], (d) Kết quả của phương pháp của luận án.

Phương pháp đề xuất có kết quả phân đoạn tốt hơn và vượt trội hơn các phương pháp tiêu chuẩn. Với phương pháp phân đoạn dựa trên DFB dẫn đến đoạn mạch bị đứt đoạn và không cải thiện được các mạch nhỏ so với cách tiếp cận của luận án và không thể phát hiện các mạch nhỏ có cường độ thấp, cũng như các mạch lớn bị thiếu các thành phần. Phương pháp của luận án phát hiện được mạch lớn và nhỏ; ngay cả trong trường hợp tồn tại sự khác biệt lớn về cường độ giữa các mạch lớn (là vật thể có độ tương phản cao) và các mạch nhỏ (là vật thể có độ tương phản thấp). Phương pháp đề xuất trong [6] có thể trích xuất các mạch máu lớn rất tốt, nhưng dẫn đến bỏ sót các mạch máu nhỏ, mỏng và các mạch có độ tương phản thấp. Unet cơ sở mang lại độ chính xác cao hơn so với phương pháp DFB và Otsu. Tuy nhiên, phương pháp Unet cơ sở cũng bỏ sót những mạch nhỏ.

Phương pháp của luận án khắc phục vấn đề đó bằng cách phát hiện riêng biệt các mạch lớn và mạch nhỏ dựa trên kỹ thuật phân cấp thông qua mô hình Unet main và branch. Phân đoạn dựa trên chiến lược từ thô đến mịn đảm bảo rằng sẽ trích xuất chính xác các mạch lớn.

Tuy nhiên lỗi xảy ra khi xử lý các mạch nhỏ, lỗi này xảy khi có tăng cường độ tương phản khác nhau và phụ thuộc chất lượng của ảnh. Đặc biệt, phương pháp truyền thống có nâng cao độ tương phản thì có sai sót sẽ tăng do cả nền cũng được tăng cường. Trong dữ liệu của luận án, có một số hình ảnh mạch nhỏ bị ảnh hưởng bởi ánh sáng và nhiễu, chẳng hạn như điều kiện ánh sáng yếu, độ tương phản thấp (tại thời điểm chụp ảnh do máu dịch chuyển trong mạch, hoặc điều kiện môi trường). Hình 3.10 cho thấy hình ảnh mạch máu nhỏ bị ảnh hưởng bởi khi có tăng cường độ sáng và độ tương phản. Một số nhánh mạch nhỏ bị thiếu.

Nghiên cứu của luận án có những hạn chế khác, đó là hạn chế về số lượng của bộ dữ liệu, là nhược điểm của phương pháp học sâu, mặc dù luận án sử dụng Unet là mô hình học sâu có thể đáp ứng với dữ liệu đầu vào không cần nhiều.



(a) (b) (c) (d)

Hình 3.10 Lỗi phân đoạn ảnh mạch nhỏ do ảnh hưởng của ánh sáng
(a) Ảnh đầu vào, (b) Ảnh tăng cường độ tương phản
(c) Kết quả sử dụng Unet, (d) Kết quả của phương pháp của luận án.

3.6 Kết chương

Luận án xây dựng thành công phương pháp phân đoạn mạch vành theo hướng tiếp cận từ thô đến mịn với 02 mô hình Unet main và Unet branch cho mạch nhánh. Kết quả nghiên cứu bài toán phân đoạn mạch vành đã công bố được một bài báo khoa học với tên "Coronary Vessel Segmentation by Coarse-to-Fine Strategy using U-Nets" ở tạp chí SCIE "BioMed Research International" [CT2].

CHƯƠNG 4 PHÁT HIỆN BẤT THƯỜNG TRÊN MẠCH VÀNH

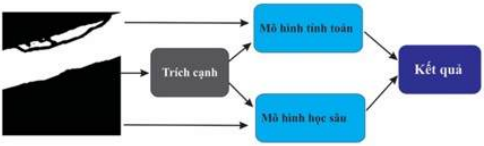
4.1 Các hướng tiếp cận

Các phương pháp phát hiện bất thường (mạch phình hay hẹp) trên mạch vành được chia làm hai hướng tiếp cận chính: (1) nhóm tác giả xây dựng thuật giải dựa trên các tính chất của mạch vành kết hợp các phương pháp truyền thống, (2) dùng các phương pháp máy học mà đặc biệt là học sâu để giải quyết. Hiện nay tất cả các nghiên cứu đều chỉ có nghiên cứu phát hiện mạch bị hẹp là chủ yếu. Những nghiên cứu này đi theo hai hướng: xác định vị trí mạch vành bị hẹp trực tiếp từ ảnh ban đầu; hoặc xác định mạch vành có bị hẹp hay không từ ảnh mạch vành đã được phân đoạn, ảnh mạch vành này chỉ còn lại biên của mạch vành.

4.2 Đề xuất mô hình tổng quát

Hướng xử lý đầu tiên của luận án là xây dựng mô hình, hình 4.1, để phát hiện mạch vành có bất thường hay không theo hai hướng: trích cạnh, không trích cạnh với ảnh đầu vào là đoạn mạch vành đã được phân đoạn dựa trên mô hình tính toán và học sâu.

Hướng xử lý thứ hai là dùng mô hình học sâu học và phân loại mạch vành có bất thường hay không trên các mặt phẳng thông tin của ảnh mạch vành ban đầu, hình 4.2. Mỗi mặt phẳng thông tin sẽ được huấn luyện và phân loại, sau đó dựa vào kết quả từng kết quả để kết hợp thông qua phương pháp voting mềm cho kết quả cuối cùng.



Hình 4.1 Mô hình hướng giải quyết thứ nhất cho phát hiện bất thường trên mạch vành.

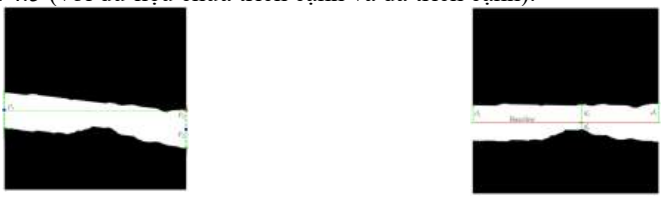


Hình 4.2 Mô hình hướng giải quyết thứ hai cho phát hiện bất thường trên mạch vành.

4.3 Hướng tiếp cận chưa tiền xử lý ảnh

4.3.1 Xây dựng thuật giải dựa trên kiến thức xử lý ảnh

Luận án xây dựng các thuật toán để chuẩn hóa ảnh (hình 4.4), rồi xác định ứng viên bất thường, tìm điểm bất thường (thuật toán được đặt tên là thuật toán duyệt cạnh) để có kết quả như hình 4.5 (với dữ liệu chưa trích cạnh và đã trích cạnh).



(a) (b)

Hình 4.4 Chuẩn hóa vị trí mạch vành: (a) ảnh ban đầu; (b) sau khi chuẩn hóa.



Hình 4.5 Kết quả xác định bất thường.

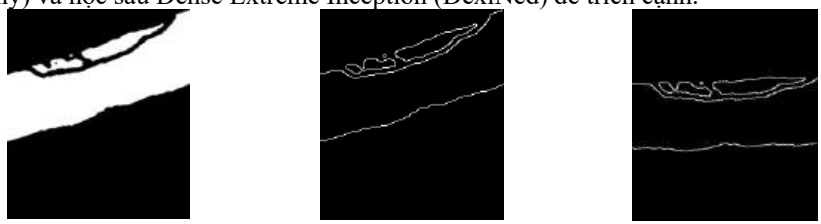
4.3.2 Học sâu

Luận án xây dựng mô hình CNN gồm 02 lớp đầu ra: đoạn mạch bình thường hay đoạn mạch bất thường với hàm lỗi MSE để đánh giá hoạt động của mô hình, trong quá trình lan truyền ngược, luận án sử dụng thuật toán để cập nhật các trọng số.

4.4 Hướng tiếp cận tiền xử lý trích cạnh

4.4.1 Tiền xử lý trích cạnh

Các đoạn mạch vành sau khi phân đoạn thì biên có thể bị đứt đoạn hay nhiễu; bị ảnh hưởng bởi nhiều yếu tố. Nhiều trường hợp có nhiễu bên trong, bên ngoài hoặc ở rìa của biên. Vì vậy, luận án trích xuất các cạnh trên và dưới của biên động mạch vành làm đầu vào để xử lý, hình 4.7, và chuẩn hóa vị trí (hình 4.7 (c)) sẽ là dữ liệu đầu vào để áp dụng phương pháp phát hiện bất thường theo hướng thuật giải dựa trên kiến thức xử lý ảnh và hướng học sâu. Luận án sử dụng hai phương pháp trích cạnh: phương pháp cổ điển (Canny) và học sâu Dense Extreme Inception (DexiNed) để trích cạnh.



(a) (b) (c)

Hình 4.7 Tiền xử lý: (a) ảnh ban đầu; (b) trích cạnh; (c) kết quả.

4.4.2 Phát hiện bất thường với thuật giải duyệt cạnh

Luận án áp dụng thuật toán duyệt cạnh, mục 4.3.1 để xác định đoạn mạch có bất thường hay không.

4.4.3 Mô hình học sâu

Luận án xây dựng mô hình 2D-CNN, mô hình có 03 lớp dựa trên kích thước của hình ảnh, đã được thiết kế lại cho phù hợp kích thước và tính chất của đoạn mạch vành. Mô hình sử dụng hàm lỗi MSE và tối ưu với thuật toán Adam.

4.5 Hướng tiếp cận mặt phẳng thông tin

Ảnh màu được cấu tạo từ: (1) các mặt phẳng bit [5]; (2) ba lớp màu RGB [5]. Mỗi mặt phẳng sẽ mang những thông tin khác nhau, khi tổng hợp các mặt phẳng thông tin này sẽ có được toàn bộ thông tin của ảnh, đối tượng, …. Dựa trên đặc tính này, luận án đề xuất mô hình đánh giá mặt phẳng thông tin để chọn mặt mặt phẳng phù hợp cho bài toán, hình 4.11. Từ các mặt thông tin luận án xây dựng mô hình phân loại ảnh mạch vành nào có thể có bất thường. Luận án xem xét 02 loại mặt phẳng thông tin: mặt phẳng bit và mặt phẳng màu để phân loại. Với loại mặt phẳng bit thì có 08 mặt phẳng thông tin và mặt phẳng màu thì có 03 mặt phẳng thông tin. Các mặt phẳng sẽ được đánh giá mức độ đóng góp vào kết quả phân loại để chọn làm thông tin cho mô hình phân loại, các đóng góp này sẽ được phương pháp voting mềm tổng hợp đưa ra kết quả cuối cùng.

4.6 Thực nghiệm

Luận án thực hiện cài đặt bằng ngôn ngữ lập trình Python với phiên bản 3, trên nền tảng công cụ hỗ trợ lập trình Google Colab trên Google Drive của Google.

4.7 Kết quả

4.7.1 Kết quả phương pháp duyệt cạnh với dữ liệu chưa trích cạnh

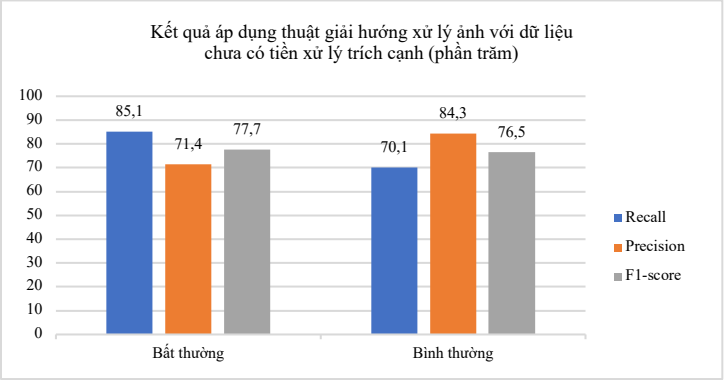
Luận án thực hiện phương pháp duyệt cạnh với dữ liệu chưa trích cạnh thì có kết quả các giá trị đo lường như bảng 4.2 và độ chính xác, bảng 4.3, hình 4.11.

Bảng 4.2 kết quả các giá trị TP, TN, FP và FN.

	Bất thường	Bình thường	Tổng cộng
Bất thường	1003 (TP)	401 (FP)	1404
Bình thường	175 (FN)	940 (TN)	1115

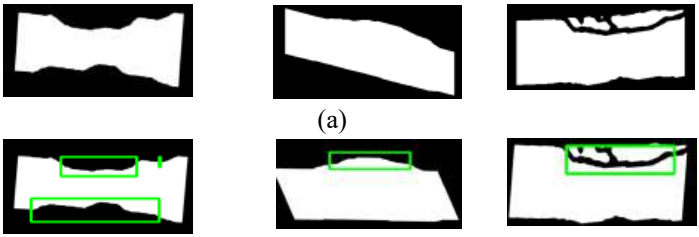
Bảng 4.3 Kết quả các độ đo.

	Recall	Precision	F1-score
Bất thường	0,851	0,714	0,777
Bình thường	0,701	0,843	0,765



Hình 4.11 Đồ thị kết quả các độ đo.

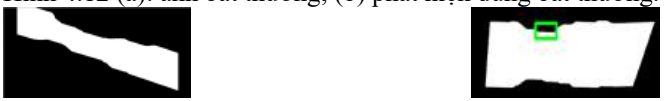
Ví dụ kết quả phát hiện bằng thuật toán duyệt cạnh, hình 4.12 (phát hiện đúng bất thường), hình 4.13 (a)(b) (phát hiện thiếu vùng bất thường hoặc không phát hiện được bất thường), hình 4.14 (mạch bình thường phát hiện sai là bất thường).



(a)

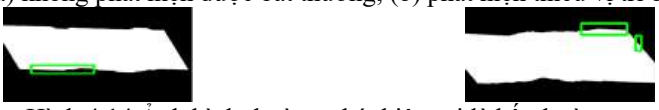
(b)

Hình 4.12 (a): ảnh bất thường; (b) phát hiện đúng bất thường.



(a) (b)

Hình 4.13 (a) không phát hiện được bất thường; (b) phát hiện thiếu vị trí bất thường.



Hình 4.14 Ảnh bình thường phát hiện sai là bất thường.

4.7.2 Kết quả phương pháp duyệt cạnh với dữ liệu đã trích cạnh

Luận án thực hiện thuật toán duyệt cạnh với dữ liệu đã trích cạnh thì có kết quả bảng 4.4, hình 4.15. Từ 1404 ảnh bất thường, thuật giải duyệt thành mạch phát hiện ra 1047 ảnh đúng và 357 ảnh sai. 1115 ảnh bình thường, thuật giải phân loại đúng 855 ảnh và không đúng 260 ảnh. Thời gian xử lý trung bình là khoảng 0,34 giây và 0,45 giây cho tập dữ liệu bất thường và tập dữ liệu bình thường. Và phần trăm các độ đo là bảng 4.5. Ảnh bất

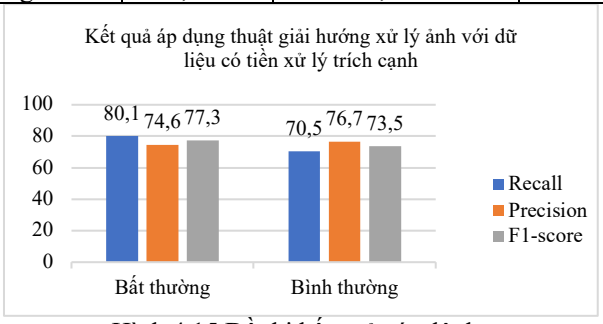
thường được phân loại đúng nhưng thiếu vị trí (hình 4.16) cho thấy thuật giải phát hiện không đủ vị trí bất thường đầy đủ, hoặc ảnh bình thường phân loại bình thường hay sai bất thường (hình 4.17)

Bảng 4.4 Kết quả các giá trị TP, TN, FP và FN

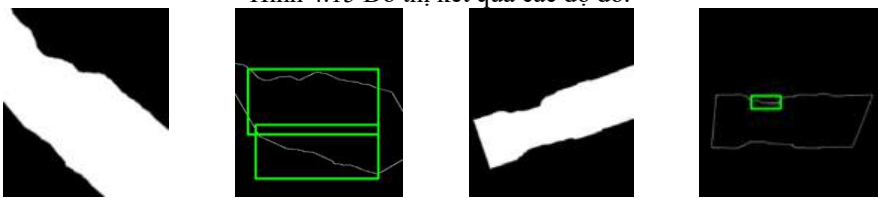
	Ảnh bất thường	Ảnh bình thường	Tổng cộng
Ảnh bất thường	1047	357	1404
Ảnh bình thường	260	855	1115

Bảng 4.5 Kết quả các độ đo.

	Recall	Precision	F1-score
Ảnh bất thường	0,801	0,746	0,773
Ảnh bình thường	0,705	0,767	0,735



Hình 4.15 Đồ thị kết quả các độ đo.



(a) (b) (c) (d)

Hình 4.16 Ảnh bất thường: (a) đầu vào; (b) kết quả là bất thường; (c) đầu vào; (d) kết quả là bất thường nhưng thiếu vị trí.



(a) (b) (c) (d)

Hình 4.17 Ảnh bình thường: (a) đầu vào; (b) kết quả bình thường;
(c) đầu vào (d) kết quả bất thường.

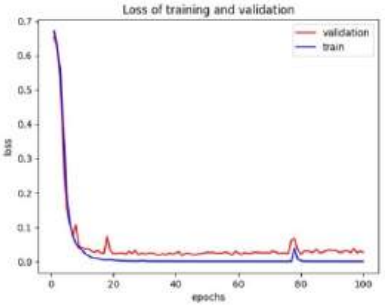
4.7.3 Kết quả phương pháp học sâu với dữ liệu chưa trích cạnh

Luận án chia dữ liệu làm hai phần để huấn luyện và kiểm tra theo tỷ lệ 65% (huấn luyện), 15% (đánh giá), và 20% (kiểm thử) như bảng 4.6.

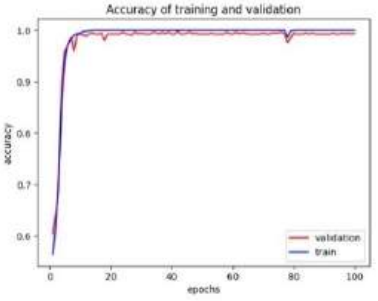
Bảng 4.6 Số lượng dữ liệu dùng cho mô hình.

	Huấn luyện	Đánh giá	Kiểm thử	Tổng
Bất thường	912	211	281	1404
Bình thường	725	167	223	1115

Kết quả huấn luyện như hình 4.18, hình 4.19. Và bảng kết quả đánh giá mức độ chính xác, bảng 4.7, hình 4.20.



Hình 4.18 Kết quả lỗi của mô hình khi huấn luyện.



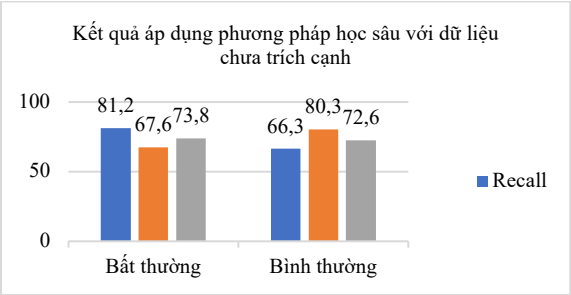
Hình 4.19 Kết quả độ chính xác mô hình khi huấn luyện.

Bảng 4.7 Kết quả các giá trị TP, TN, FP và FN.

	Ảnh bất thường	Ảnh bình thường	Tổng cộng
Ảnh bất thường	190	91	281
Ảnh bình thường	44	179	223

Bảng 4.8 Kết quả các độ đo.

	Recall	Precision	F1-score
Ảnh bất thường	0,812	0,676	0,738
Ảnh bình thường	0,663	0,803	0,726



Hình 4.20 Đồ thị kết quả các độ đo.

4.7.4 Kết quả phương pháp học sâu với dữ liệu đã trích cạnh với phương pháp Canny

Luận án chia dữ liệu làm hai phần để huấn luyện và kiểm tra theo tỷ lệ 65%, 15%, và 20% như bảng 4.9.

Bảng 4.9 Số lượng dữ liệu dùng cho mô hình.

	Huấn luyện	Đánh giá	Kiểm thử	Tổng
Bất thường	912	211	281	1404
Bình thường	725	167	223	1115

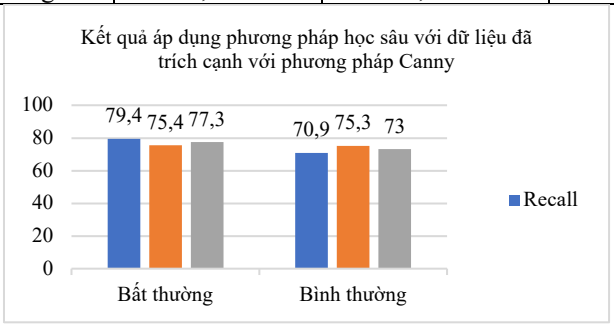
Kết quả thực nghiệm cho mô hình CNN với dữ liệu được tiền xử lý trích cạnh như bảng 4.10, bảng 4.11, hình 4.21, hình 4.22, hình 4.23, cho thấy mức độ sai lệch và mức độ chính xác của dữ liệu.

Bảng 4.10 Kết quả các giá trị TP, TN, FP và FN.

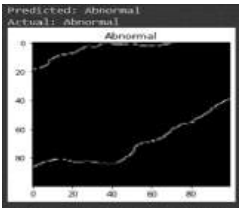
	Ảnh bất thường	Ảnh bình thường	Tổng cộng
Ảnh bất thường	212	69	281
Ảnh bình thường	55	168	223

Bảng 4.11 Kết quả các độ đo.

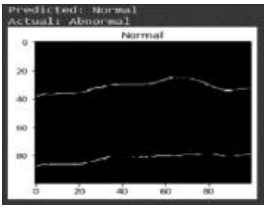
	Recall	Precision	F1-score
Ảnh bất thường	0,794	0,754	0,773
Ảnh bình thường	0,709	0,753	0,730



Hình 4.21 Đồ thị kết quả các độ đo.

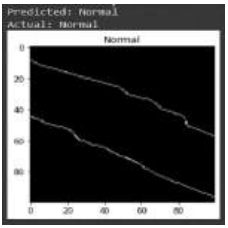


(a)

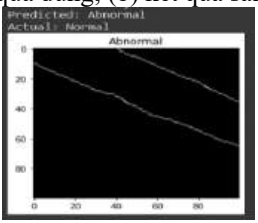


(b)

Hình 4.22 ảnh bất thường: (a) kết quả đúng; (b) kết quả sai.



(a)



(b)

Hình 4.23 ảnh bình thường: (a) kết quả đúng; (b) kết quả sai.

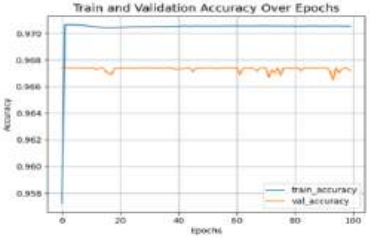
4.7.5 Kết quả phương pháp học sâu với dữ liệu đã trích cạnh với phương pháp DexiNed

Luận án chia dữ liệu làm hai phần để huấn luyện và kiểm tra theo tỷ lệ 65%, 15%, và 20% như bảng 4.12.

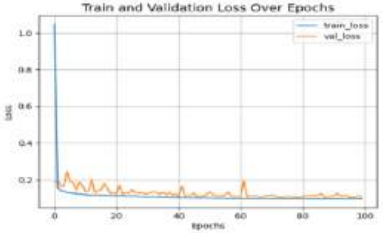
Bảng 4.12 Số lượng dữ liệu dùng cho mô hình.

	Huấn luyện	Đánh giá	Kiểm thử	Tổng
Bất thường	1889	436	581	2906
Bình thường	1965	453	604	3022

Luận án huấn luyện mô hình DexiNed để trích cạnh các đoạn mạch vành, hình 4.24, hình 4.25. Kết quả sau khi trích đoạn, hình 4.26, hình 4.27. Sau khi trích cạnh luận án dùng thuật toán hình thái học để tăng thông tin cạnh, kết quả như hình 4.27, hình 4.28.



Hình 4.24 Độ chính xác của tập huấn luyện và tập đánh giá khi trích cạnh



Hình 4.25 Độ sai lệch của tập huấn luyện và tập đánh giá khi trích cạnh



Hình 4.26 Ảnh mạch vành bình thường sau khi được trích cạnh



Hình 4.27 Ảnh mạch vành bất thường sau khi được trích cạnh

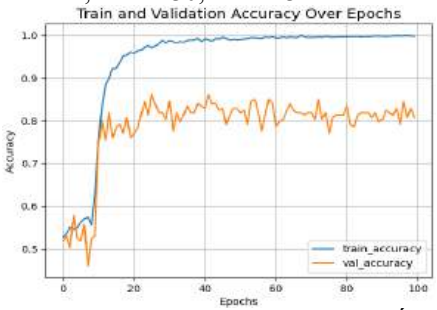


Hình 4.28 Ảnh mạch vành bình thường sau khi được làm giàu thông tin

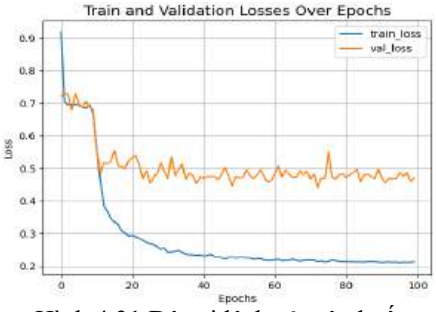


Hình 4.29 Ảnh mạch vành bất thường sau khi được làm giàu thông tin.

Luận án dùng mô hình CNN để huấn luyện và phân loại đoạn mạch vành có bất thường hay không, với dữ liệu đầu vào là đoạn mạch vành đã được trích cạnh với mô hình DexiNed, hình 4.30, hình 4.31.



Hình 4.30 Độ chính xác của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện



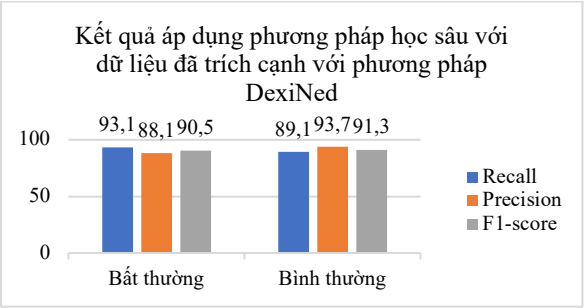
Hình 4.31 Độ sai lệch của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện

Bảng 4.13 Kết quả các giá trị TP, TN, FP và FN.

	Ảnh bất thường	Ảnh bình thường	Tổng cộng
Ảnh bất thường	512	69	581
Ảnh bình thường	38	566	604

Bảng 4.14 Kết quả các độ đo.

	Recall	Precision	F1-score
Ảnh bất thường	0,931	0,881	0,905
Ảnh bình thường	0,891	0,937	0,913



Hình 4.32 Đồ thị kết quả các độ đo.

4.7.6 Kết quả phương pháp học sâu với dữ liệu mặt phẳng bit

4.7.6.1 Thực nghiệm với bộ dữ liệu D

Luận án chia dữ liệu để huấn luyện và kiểm tra theo tỷ lệ 65%, 15%, và 20%, bảng 4.15. Và thực nghiệm trên từng mặt phẳng bit để có kết quả như bảng 4.16.

Bảng 4.15 Số lượng dữ liệu dùng cho mô hình.

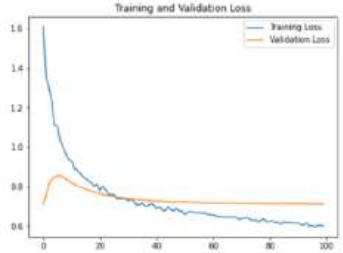
	Huấn luyện	Đánh giá	Kiểm thử	Tổng
Bất thường	1889	436	581	2906
Bình thường	1965	453	604	3022

Bảng 4.16 Kết quả độ chính xác của mô hình dự đoán sử dụng từng mặt phẳng bit.

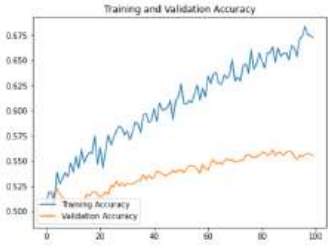
Mặt phẳng bit	**Tập huấn luyện**	**Tập đánh giá**	**Tập kiểm thử**
7	0,771	0,570	0,604
6	0,688	0,535	0,546
5	0,487	0,540	0,596
4	0,451	0,443	0,420
3	0,419	0,506	0,471
2	0,402	0,379	0,371
1	0,352	0,440	0,335
0	0,301	0,255	0,295

Luận án nhận thấy các mặt phẳng bit ở vị trí thấp thì đóng góp ít cho độ chính xác, nên. loại bỏ 5 mặt phẳng bit cuối và giữ lại 3 mặt phẳng bit đầu dùng cho phương pháp voting

mềm. Mặt phẳng bit 7 có các hình 4.33, 4.34 tương ứng; và kết quả mức độ chính xác từ tập kiểm thử, bảng 4.17. Mặt phẳng bit 6 và 5, luận án có kết quả tương ứng là hình 4.35, 4.36, bảng 4.18 và hình 4.37, 4.38, bảng 4.19.



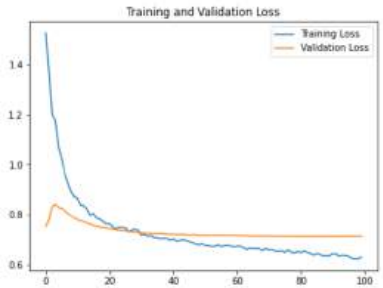
Hình 4.33 Kết quả độ sai lệch của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng bit 7.



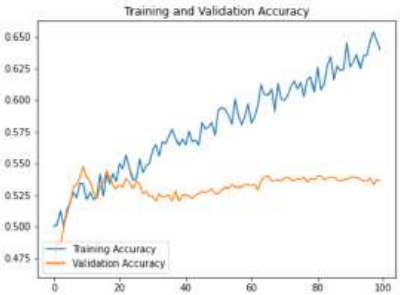
Hình 4.34 Kết quả độ chính xác của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng bit 7.

Bảng 4.17 Kết quả các độ đo với mặt phẳng bit 7.

	Recall	Precision	F1-Score
Ảnh bất thường	0,626	0,604	0,615
Ảnh bình thường	0,631	0,652	0,641



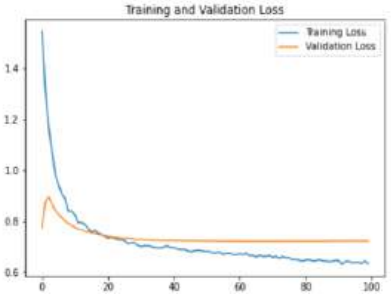
Hình 4.35 Kết quả độ sai lệch của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng bit 6.



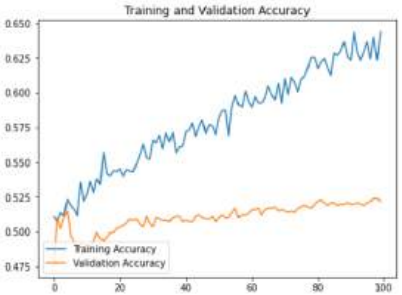
Hình 4.36 Kết quả độ chính xác của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng bit 6.

Bảng 4.18 Kết quả các độ đo với mặt phẳng bit 6.

	Recall	Precision	F1-Score
Ảnh bất thường	0,588	0,546	0,566
Ảnh bình thường	0,591	0,632	0,611



Hình 4.37 Kết quả độ sai lệch của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng bit 5.



Hình 4.38 Kết quả độ chính xác của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng bit 5.

Bảng 4.19 Kết quả các độ đo với mặt phẳng bit 5.

	Recall	Precision	F1-Score
Ảnh bất thường	0,626	0,596	0,611
Ảnh bình thường	0,628	0,657	0,642

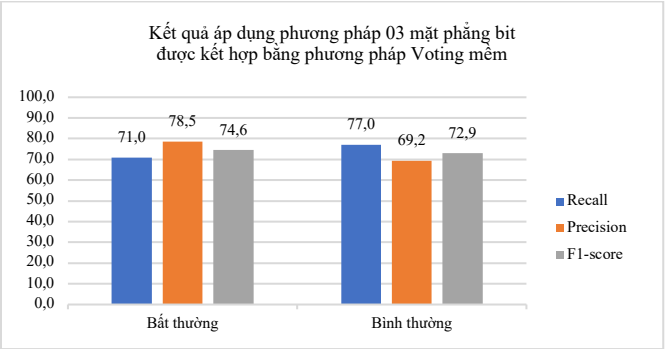
Sau khi dùng phương pháp voting mềm, luận án có được kết quả như bảng 4.21, hình 4.39, ví dụ kết quả phân loại với phương pháp kết hợp mặt phẳng bit bằng voting mềm, hình 4.28.

Bảng 4.20 Kết quả các giá trị TP, TN, FP và FN.

	Ảnh bất thường	Ảnh bình thường	Tổng cộng
Ảnh bất thường	456	125	581
Ảnh bình thường	156	418	604

Bảng 4.21 Kết quả các độ đo với 03 mặt phẳng bit được kết hợp bằng phương pháp voting mềm.

	Recall	Precision	F1-Score
Ảnh bất thường	0,71	0,785	0,746
Ảnh bình thường	0,77	0,692	0,729



Hình 4.39 Đồ thị kết quả các độ đo.



(a) (b) (c) (d)

Hình 4.40 Dự đoán ảnh theo phương pháp mặt phẳng bit: (a) Ảnh bình thường ra bình thường; (b) ảnh bình thường ra bất thường; (c) ảnh bất thường ra bình thường; (d) ảnh bất thường ra bất thường.

4.7.6.2 Thực nghiệm với bộ dữ liệu ARCADE

Luận án thực hiện thực nghiệm tương tự như thực hiện với bộ dữ liệu D để có kết quả như bảng độ 4.22. Kết quả với ba mặt phẳng bit là 7, 6, 5 được trình bày ở các bảng 4.23, 4.24, 4.25; và kết quả kết hợp ba mặt phẳng màu bằng phương pháp voting mềm với bảng 4.26, 4.27.

Bảng 4.22. Kết quả độ chính xác của mô hình dự đoán sử dụng từng mặt phẳng bit.

Mặt phẳng bit	**Tập huấn luyện**	**Tập đánh giá**	**Tập kiểm thử**
7	0,723	0,580	0,619
6	0,710	0,528	0,556
5	0,489	0,550	0,587
4	0,453	0,454	0,432
3	0,417	0,511	0,474

2	0,401	0,381	0,370
1	0,353	0,441	0,336
0	0,301	0,257	0,297

Bảng 4.23. Kết quả các độ đo với mặt phẳng bit 7.

	Recall	**Precision**	**F1-Score**
Ảnh bất thường	0,569	0,619	0,593
Ảnh bình thường	0,704	0,659	0,681

Bảng 4.24. Kết quả các độ đo với mặt phẳng bit 6.

	Recall	**Precision**	**F1-Score**
Ảnh bất thường	0,526	0,556	0,541
Ảnh bình thường	0,665	0,638	0.651

Bảng 4.25. Kết quả các độ đo với mặt phẳng bit 5.

	Recall	**Precision**	**F1-Score**
Ảnh bất thường	0,556	0,587	0,571
Ảnh bình thường	0,689	0,661	0,675

Bảng 4.26. Kết quả các giá trị TP, TN, FP và FN.

	Ảnh bất thường	**Ảnh bình thường**	**Tổng cộng**
Ảnh bất thường	99	27	126
Ảnh bình thường	52	122	174

Bảng 4.6.27 Kết quả các độ đo với 03 mặt phẳng bit được kết hợp bằng phương pháp voting mềm.

	Recall	**Precision**	**F1-Score**
Ảnh bất thường	0,656	0,786	0,715
Ảnh bình thường	0,819	0,701	0.755

4.7.7 Kết quả phương pháp học sâu với dữ liệu mặt phẳng màu

4.7.6.1 Thực nghiệm với bộ dữ liệu D

Với ảnh màu ban đầu luận án thực nghiệm trên dữ liệu như bảng 4.15 từng mặt phẳng màu thì kết quả về độ chính xác của mô hình theo từng mặt phẳng màu, bảng 4.28.

Bảng 4.28 Kết quả độ chính xác của mô hình dự đoán sử dụng mặt phẳng màu.

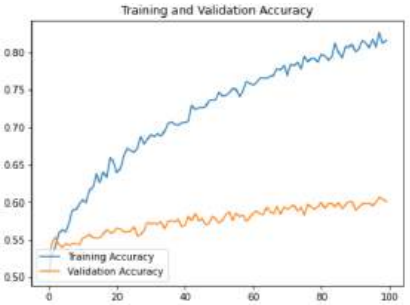
Mặt phẳng màu	**Tập huấn luyện**	**Tập đánh giá**	**Tập kiểm thử**

Đỏ	0,945	0,617	0,723
Lục	0,932	0,619	0,706
Lam	0,932	0,610	0,739

Luận án huấn luyện và kiểm thử cho từng mặt phẳng màu: đỏ, được kết quả như hình 4.41, 4.42, bảng 4.29; màu lục được kết quả hình 4.43, 4.44, bảng 4.30; màu lam được kết quả hình 4.45, 4.46, bảng 4.31.



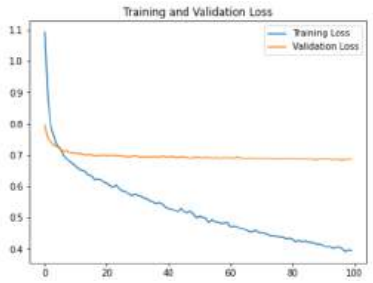
Hình 4.41 Kết quả độ sai lệch của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng màu đỏ.



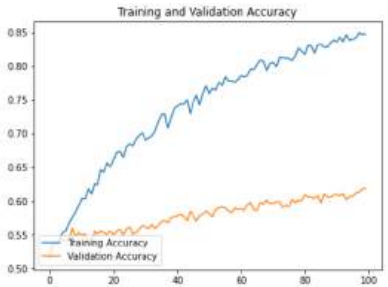
Hình 4.42 Kết quả độ chính xác của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng màu đỏ

Bảng 4.29 Kết quả phần trăm kiểm tra với mặt phẳng màu đỏ.

	Recall	Precision	F1-Score
Ảnh bất thường	0,676	0,723	0,699
Ảnh bình thường	0,715	0,667	0,690



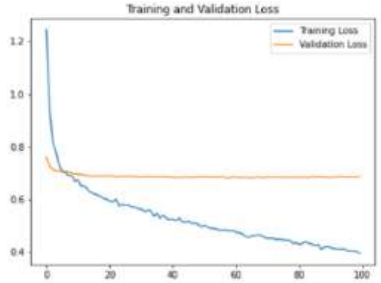
Hình 4.43 Kết quả độ sai lệch của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng màu lục.



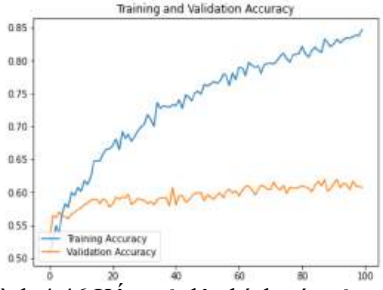
Hình 4.44 Kết quả độ chính xác của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng màu lục.

Bảng 4.30 Kết quả phần trăm kiểm tra với mặt phẳng màu lục.

	Recall	Precision	F1-Score
Ảnh bất thường	0,660	0,706	0,682
Ảnh bình thường	0,697	0,651	0,673



Hình 4.45 Kết quả độ sai lệch của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng màu lam.



Hình 4.46 Kết quả độ chính xác của tập huấn luyện và tập đánh giá sau khi huấn luyện với mặt phẳng màu lam.

Bảng 4.31 Kết quả phần trăm kiểm tra với mặt phẳng màu lam.

	Recall	Precision	F1-Score
Ảnh bất thường	0,697	0,740	0,718
Ảnh bình thường	0,734	0,690	0,711

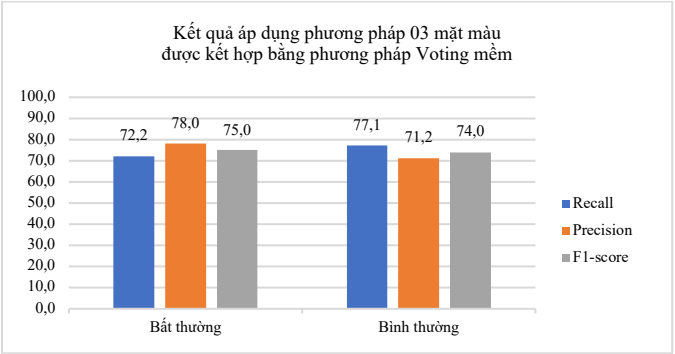
Luận án áp dụng phương pháp voting mềm kết hợp dữ liệu cho 03 mặt phẳng màu thì được kết quả như bảng 4.26, và 4.27, hình 4.47. Ví dụ kết quả phân loại với phương pháp kết hợp mặt phẳng màu bằng voting mềm, hình 4.48.

Bảng 4.32 Kết quả các giá trị TP, TN, FP và FN.

	Ảnh bất thường	Ảnh bình thường	Tổng cộng
Ảnh bất thường	453	128	581
Ảnh bình thường	174	430	604

Bảng 4.33 Kết quả kiểm tra với 03 mặt phẳng màu được kết hợp bằng phương pháp voting mềm.

	Recall	Precision	F1-Score
Ảnh bất thường	0,722	0,780	0,750
Ảnh bình thường	0,771	0,712	0,740



Hình 4.47 Đồ thị kết quả các độ đo.



(a) (b) (c) (d)

Hình 4.48 Dự đoán ảnh theo phương pháp mặt phẳng màu:
(a) Ảnh bình thường ra bình thường; (b) ảnh bình thường ra bất thường;
(c) ảnh bất thường ra bình thường; (d) ảnh bất thường ra bất thường.

4.7.7.2 Thực nghiệm với bộ dữ liệu ARCADE

Luận án thực nghiệm tương tự mục 4.7.7.1 cho bộ dữ liệu ARCADE được kết quả cho từng mặt phẳng màu như bảng 4.34, 4.35 và 4.36. Sau khi kết hợp ba mặt phẳng màu bằng phương pháp voting mềm thì được kết quả như bảng 4.37 và 4.38.

Bảng 4.34 Kết quả độ chính xác của mô hình dự đoán sử dụng mặt phẳng màu.

Mặt phẳng màu	**Tập huấn luyện**	**Tập đánh giá**	**Tập kiểm thử**
Đỏ	0,950	0,621	0,730
Lục	0,941	0,625	0,714
Lam	0,937	0,611	0,746

Bảng 4.35 Kết quả với mặt phẳng màu đỏ.

	Recall	**Precision**	**F1-Score**
Ảnh bất thường	0,613	0,73	0.666
Ảnh bình thường	0,773	0,667	0.716

Bảng 4.36 Kết quả với mặt phẳng màu lục.

	Recall	Precision	F1-Score
Ảnh bất thường	0,600	0,714	0,652
Ảnh bình thường	0,760	0,655	0,704

Bảng 4.37 Kết quả với mặt phẳng màu lam.

	Recall	Precision	F1-Score
Ảnh bất thường	0,644	0,746	0,691
Ảnh bình thường	0,792	0,701	0,744

Bảng 4.38 Kết quả các giá trị TP, TN, FP và FN.

	Ảnh bất thường	Ảnh bình thường	Tổng cộng
Ảnh bất thường	98	28	126
Ảnh bình thường	50	124	174

Bảng 4.39 Kết quả kiểm tra với ba mặt phẳng màu được kết hợp bằng phương pháp voting mềm.

	Recall	Precision	F1-Score
Ảnh bất thường	0,664	0,778	0,720
Ảnh bình thường	0,821	0,713	0,763

4.8. Đánh giá

Phương pháp duyệt theo cạnh mạch vành để phát hiện bất thường phụ thuộc rất nhiều vào ngưỡng chuyển trạng thái của cạnh nên việc chọn ngưỡng sẽ rất khó để có độ chính xác cao, dù việc trích cạnh giúp giảm chi phí duyệt và có làm tăng khoảng 3% mức độ chính xác trong trường hợp cạnh bất thường, nhưng lại làm giảm gần 8% mức độ chính xác trong trường hợp cạnh bình thường sẽ nhầm lẫn sang cạnh bất thường khi kết quả phân đoạn không hoàn toàn chính xác hay đoạn mạch cắt đoạn hơi chuyển đổi hướng chuyển động.

Đối với hướng sử dụng phương pháp học sâu thì kết quả cho thấy rõ sự phức tạp của đoạn ảnh mạch vành khi không trích cạnh thì kết quả xác định bất thường khá thấp (thấp hơn cả với phương pháp duyệt cạnh). Tuy nhiên mức độ chính xác khi xác định cạnh bình thường tốt hơn so với dữ liệu đã được trích cạnh bằng phương pháp cổ điển (Canny) khoảng 4% nhưng không bằng học sâu (DexiNed), với học sâu có dữ liệu được trích cạnh bằng Dexined thì hơn 9%. Với phương pháp học sâu phát hiện bất thường với dữ liệu được trích cạnh bằng học sâu sẽ cho kết quả tốt nhất, hơn 13% so với phương pháp tốt thứ hai, điều này cho thấy việc trích cạnh bằng học sâu cho cạnh giàu thông tin hơn so với trích cạnh bằng phương pháp cổ điển (vì Canny cũng dùng ngưỡng để trích cạnh) và học sâu không trích cạnh. Không những tốt nhất cho phân loại bất thường mà cho kết quả phân loại ảnh bình thường cũng đảm bảo. Đối với dữ liệu đoạn mạch vành chưa phân đoạn được dùng cho mô hình voting mềm với các kết quả của mặt phẳng thông tin: mặt phẳng bit và mặt phẳng màu. Do mức độ phức tạp của đoạn ảnh mạch vành, dù có tách

các mặt phẳng thông tin nhưng các thông tin này vẫn không thể tách được riêng lẻ cho từng mặt phẳng thông tin mà vẫn tồn tại mối tương quan lẫn nhau.
Cuối cùng nếu xem xét giá trị trung bình mức độ chính xác cho từng tiếp cận thì hướng tiếp cận học sâu có trích cạnh vẫn có ưu thế nhất.

4.9 Kết chương

Hướng tiếp cận xây dựng các thuật toán kết hợp quan hệ biên của điểm ảnh trên đoạn mạch vành để xem xét mức độ biến thiên về hướng chuyển động của các điểm ảnh trên biên có vượt qua ngưỡng hay không để quyết định đoạn mạch vành có bất thường hay không? Trong hướng tiếp cận này luận án xem xét dữ liệu đầu vào là đoạn mạch vành đã được phân đoạn: không có trích cạnh và có trích cạnh. Hướng tiếp cận thứ hai dùng mô hình học sâu, cụ thể là CNN, để phát hiện đoạn mạch có bất thường hay không? Dữ liệu đầu vào cũng có hai loại: không có trích cạnh và có trích cạnh. Tuy nhiên, với dữ liệu trích cạnh thì luận án xem xét dùng hai phương pháp trích cạnh: Canny và DexiNed. Trong hướng tiếp cận này, luận án xem xét kết quả phân loại của các mặt phẳng thông tin và kết hợp các kết quả dựa vào phương pháp voting mềm để có quyết định cuối cùng. Với kết quả các nghiên cứu, luận án chỉ ra phương pháp phát hiện bất thường bằng phương pháp học sâu, phương pháp học sâu dùng dữ liệu là ảnh các đoạn mạch vành sau phân đoạn và được trích cạnh bằng phương pháp học sâu sẽ cho kết quả tốt nhất. Điều này hứa hẹn những nghiên cứu sau có thể cho kết quả được ứng dụng vào tực tế. Các kết quả nghiên cứu của luận án đã được công bố 02 bài báo khoa học trên tạp chí Scopus [CT3] và SCIE [CT1] và một bài hội nghị quốc tế thuộc IEEE [CT5].

Chương 5 KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

5.1 Kết luận

Luận án đã hoàn thành mục tiêu giải quyết hai bài toán dựa trên phương pháp mới:

- Phân đoạn mạch vành để làm cơ sở để giải quyết bài toán;
- Phát hiện bất thường trên mạch vạch (nếu có).

Bài toán đầu tiên, luận án đã đề xuất hướng tiếp cận từ thô đến mịn trên cơ sở các mô hình Unet khác nhau cho bài toán phân đoạn đối tượng với loại dữ liệu phức tạp và đã phân đoạn thành công mạch vành. Từ kết quả phân đoạn, luận án đã đề xuất hai hướng tiếp cận giải quyết bài toán phát hiện bất thường trên đoạn mạch vành:

- Hướng tiếp cận xây dựng thuật toán duyệt cạnh dựa trên biến đổi hướng và độ dốc để quyết định đoạn mạch có bất thường hay không? Với dữ liệu đầu vào là đoạn mạch đã được phân đoạn: chưa trích cạnh và được trích cạnh.
- Hướng tiếp cận học sâu, luận án xây dựng mô hình CNN với dữ liệu đầu vào là đoạn mạch đã được phân đoạn: chưa trích cạnh và được trích cạnh. Để trích cạnh luận án sử dụng hai phương pháp: truyền thống – Canny và học sâu – DexiNed. Ngoài ra, luận án cũng xem xét dùng các mặt phẳng thông tin để phát hiện bất thường trên đoạn mạch vành thông qua phương pháp voting mềm để kết hợp kết quả của các mặt phẳng thông tin.

Luận án đạt được một số ý nghĩa khoa học cụ thể như sau:

- Đề xuất hướng tiếp cận từ thô đến mịn cho các mô hình học sâu Unet [CT2].
- Xây dựng thuật toán duyệt cạnh để phát hiện mạch bất thường (nếu có) [CT3].
- Áp dụng hướng tiếp cận thuật toán với dữ liệu là đoạn mạch vành được trích cạnh, bằng hai phương pháp: truyền thống và học sâu [CT5].
- Đề xuất phương pháp học sâu để phát hiện vùng bất thường [CT3].
- Đề xuất phương pháp học sâu để phát hiện vùng bất thường với dữ liệu đầu vào được trích cạnh, trích bằng hai phương pháp: truyền thống và học sâu [CT5].
- Đề xuất mô hình học sâu kết hợp phương pháp voting mềm cho dữ liệu là các mặt phẳng thông tin của ảnh đoạn mạch vành chưa phân đoạn [CT1].

Về ý nghĩa thực tiễn thì kết quả của luận án có thể làm tiền đề với hướng tiếp cận hợp lý cho các nhóm nghiên cứu có trang thiết bị tốt để có thể tăng mức độ chính xác cao hơn nữa. Bước đầu bác sĩ có thể dùng để tham khảo nhanh cho các chẩn đoán.

5.2 Hướng phát triển của luận án

Bài toán phân đoạn mạch vành và phát hiện bất thường trên mạch vành còn rất nhiều thách thức, vì đây là bài toán khá phức tạp đồng thời dữ liệu không nhiều. Trong các nghiên cứu tiếp theo, tác giả sẽ tập trung và các nội dung sau:

- Phối hợp với các trung tâm y khoa có uy tín thu thập dữ liệu để có thể triển khai thực tế.
- Phối hợp với các chuyên gia nhằm tích hợp tri thức chuyên ngành vào mô hình phân đoạn sao cho có kết quả tốt hơn nữa để làm tiền đề cho việc phân loại nhanh mạch vành có bất thường hay không.

DANH MỤC CÔNG TRÌNH CỦA TÁC GIẢ

Bài báo đăng trong tạp chí SCIE

[CT1] Le Nhi Lam Thuy, Vo Hoang Trong, Huynh Trung Hieu, Pham The Bao, "Detection of Abnormality in Coronary Artery Magnetic Resonance Imaging using Bit Plane Slicing and Deep Learning," *Current Medical Imaging*, vol. 20, pp. 1-12, 2024. http://dx.doi.org/10.2174/0115734056252243231025113221, Q3, IF = 1.315.

[CT2] Le Nhi Lam Thuy, Tan Dat Trinh, Le Hoang Anh, Jin Young Kim, Huynh Trung Hieu, and Pham The Bao, "Coronary Vessel Segmentation by Coarse-to-Fine Strategy using U-Nets," *BioMed Research International*, vol. 2021, 2021. https://doi.org/10.1155/2021/5548517, Q2, IF = 3.246 (2023).

Bài báo đăng tạp chí Scopus

[CT3] Le Nhi Lam Thuy, Tran Vi Van, Quang Ngoc Trieu, Le Huu Uyn, Nguyen Ngoc Tuan, Tang Thi Phuong Linh, Pham The Bao, "The Comparing of Two Approaches for Detecting and Locating Abnormalities on Coronary Artery Images," *International Journal of Intelligent Information and Database Systems*, vol. 15, no. 3, pp. 341 – 352, 2022. https://doi.org/10.1504/IJIIDS.2022.124092, Q3.

Bài báo đăng tạp chí trong nước

[CT4] Le Nhi Lam Thuy, Vu Ngoc Thanh Sang, Huynh Trung Hieu, Pham The Bao, "A Survey on Medical Image and Its Segmentation," *Journal on Information Technologies & Communications*, vol. 2022, no. 1, pp. 1-17, 2022. https://doi.org/10.32913/mic-ict-research.v2022.n1.1002.

Bài báo đăng hội nghị quốc tế:

[CT5] Le Nhi Lam Thuy, Ngoc Trieu Quang, Dat Nhan Truong, Pham The Bao, "Detecting Abnormality On Coronary Artery Image By Extracted Edges to Deep Learning*," 2022 IEEE 10th Conference on Systems, Process & Control (ICSPC),* pp. 151-154, 2022. https://doi.org/10.1109/ICSPC55597.2022.10001819.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Ifeanyichukwu Ogobuiro, Chase J. Wehrle, Faiz Tuma., *Anatomy, Thorax, Heart Coronary Arteries*, StatPearls Publishing, 2023.

[2] John B. West, "The beginnings of cardiac catheterization and the resulting impact on pulmonary medicine," *American Journal of Physiology Lung Cellular and Molecular Physiology,* vol. 313(4), pp. L651-L658, 2017.

[3] Adriana DM Villa, Eva Sammut, Arjun Nair, Ronak Rajani, Rodolfo Bonamini, and Amedeo Chiribiri, "Coronary artery anomalies overview: The normal and the abnormal," *World Journal Radiol,* vol. 8(6), pp. 537-555, 2016.

[4] T. Y. Zhang and C. Y. Sue, "A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns," *Communications of ACM,* vol. 27, no. 3, pp. 236-239, 1984.

[5] M.A.K.Y.L.S a K.T.T.T.Phan, "Vessel enhancement filter using directional filter bank," *Computer Vision and Image Understanding,,* vol. 113, no. 1, pp. 101-112, 2009.

[6] Tan Dat Trinh, Thieu Bao Tran, Le Nhi Lam Thuy, Ikuko Shimizu, Jin Young Kim, Pham The Bao, "Coronary Vessel Segmentation by Coarse-to-Fine Strategy using Otsu Algorithm and Decimation-Free Directional," *Journal of IKEEE*, vol. 23, no. 2, pp. 557-570, 2019.

[7] Dhawan, A. Sarwal and A., "3-D Reconstruction of Coronary Arteries," *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society,* vol. 16, pp. 504-505, 1994.

[8] Popov, M., Amanturdieva, A., Zhaksylyk, N. et al., "Dataset for Automatic Region-based Coronary Artery Disease Diagnostics Using X-Ray Angiography Images.," *Sci Data 11,* 20 (2024). https://doi.org/10.1038/s41597-023-02871-z.

[9] Quek, C. Kirbas and F., "A Review of Vessel Extraction Techniques and Algorithms," *ACM Computing Surveys,* vol. 36, no. 2, pp. 81-112, 2004.