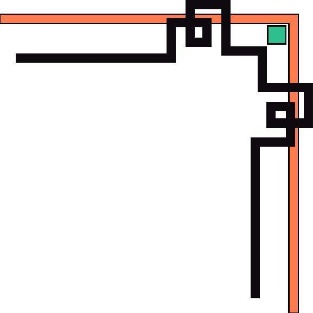
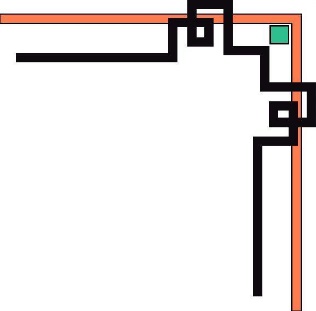
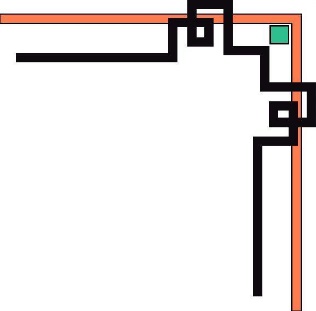
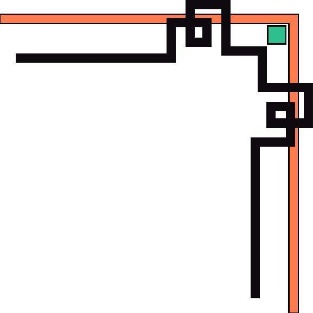
**ĐẠI HỌC HUẾ**



**KHOA KỸ THUẬT VÀ CÔNG NGHỆ**

🙠🙟🕮🙝🙢

**A red and orange shield with white text

Description automatically generated**

**Tên khóa luận: Xây dựng mô hình học sâu xử lý ảnh x-ray**

**Sinh viên: Nguyễn Tiến Thịnh**

**Mã sinh viên: 20E1020078**

**Giảng viên hướng dẫn: Hồ Quốc Dũng**

**Thừa Thiên Huế, ngày … tháng … năm 2024**

**MỤC LỤC**

[MỞ ĐẦU 3](#_Toc178021572)

[1. Tính cấp thiết của khóa luận 3](#_Toc178021573)

[2. Mục tiêu của khóa luận 4](#_Toc178021574)

[3. Cấu trúc của khóa luận 5](#_Toc178021575)

[CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ NGHIÊN CỨU 6](#_Toc178021576)

[1.1 Tổng quan các nghiên cứu trong và ngoài nước 6](#_Toc178021577)

[1.1.1 Nghiên cứu trong nước 6](#_Toc178021578)

[1.1.2 Nghiên cứu ngoài nước 7](#_Toc178021579)

[1.1.3 Hạn chế của các nghiên cứu trước 8](#_Toc178021580)

[1.1.4 Tính sáng tạo và đổi mới của khóa luận 9](#_Toc178021581)

[1.2 Cơ sở lý thuyết 10](#_Toc178021582)

[1.2.1 Convolutional Neural Networks (CNN) 10](#_Toc178021583)

[1.2.2 You Only Look Once (YOLO) 11](#_Toc178021584)

[1.2.3 Độ chính xác (Accuracy) 11](#_Toc178021585)

[1.2.4 Mean Average Precision (mAP) 12](#_Toc178021586)

[1.2.5 Thời gian xử lý (Inference Time) 12](#_Toc178021587)

[CHƯƠNG 2: MÔ TẢ BÀI TOÁN VÀ KHUNG NGHIÊN CỨU 14](#_Toc178021588)

[2.1 Mô tả bài toán 14](#_Toc178021589)

[2.2 Khung nghiên cứu 15](#_Toc178021590)

[2.2.1 Giới thiệu khung nghiên cứu 15](#_Toc178021591)

[2.2.2 Các bước trong khung nghiên cứu 15](#_Toc178021592)

[TÀI LIỆU THAM KHẢO 19](#_Toc178021593)

# MỞ ĐẦU

## Tính cấp thiết của khóa luận

Trong bối cảnh phát triển nhanh chóng của công nghệ y tế hiện nay, việc ứng dụng các công nghệ tiên tiến để hỗ trợ bác sĩ trong quá trình chẩn đoán bệnh là điều vô cùng cần thiết. Các bệnh lý liên quan đến các cơ quan nội tạng, đặc biệt là phổi, đang ngày càng trở nên phổ biến và nguy hiểm. Bệnh phổi tắc nghẽn mãn tính, viêm phổi, và ung thư phổi là những ví dụ điển hình về các căn bệnh có tỷ lệ tử vong cao nếu không được phát hiện và điều trị kịp thời.

Phương pháp chẩn đoán truyền thống thông qua hình ảnh X-ray đã trở thành một công cụ hữu ích và không thể thiếu trong y học. Tuy nhiên, việc phân tích hình ảnh X-ray vẫn còn nhiều hạn chế, chủ yếu dựa vào kỹ năng và kinh nghiệm của bác sĩ. Trong một số trường hợp, phải có sự phối hợp của nhiều chuyên gia từ các lĩnh vực khác nhau để đưa ra kết luận chính xác, điều này làm tăng thời gian chẩn đoán và có thể dẫn đến sai sót không mong muốn.

Bên cạnh đó, một thách thức lớn trong ngành y tế hiện nay là vấn đề y đức và bảo mật thông tin bệnh nhân.[1] Do các quy định nghiêm ngặt về bảo vệ thông tin cá nhân, hình ảnh y tế không được phép chia sẻ một cách tự do, đặc biệt là trong môi trường liên kết giữa các bệnh viện. Điều này gây khó khăn cho việc hợp tác và phát triển các hệ thống chẩn đoán tự động, vì cần phải đảm bảo rằng dữ liệu nhạy cảm không bị lộ hoặc sử dụng sai mục đích.

Mặc dù công nghệ trí tuệ nhân tạo (AI) đã phát triển vượt bậc và có khả năng hỗ trợ đáng kể trong quá trình chẩn đoán, tiềm năng của AI vẫn chưa được khai thác hết. Phần lớn các hệ thống AI trong y tế vẫn đang ở giai đoạn thử nghiệm và chưa thực sự tích hợp vào quy trình chẩn đoán tại các bệnh viện. Việc kết hợp sức mạnh của AI với kiến thức chuyên sâu của bác sĩ có thể giúp tăng cường đáng kể độ chính xác và tốc độ trong việc đưa ra các quyết định lâm sàng.[2]

**Khoảng trống nghiên cứu**

Một trong những khoảng trống lớn trong nghiên cứu hiện nay là chưa có sự kết hợp hiệu quả giữa công nghệ AI và thực tiễn y tế. Các hệ thống AI chủ yếu hoạt động độc lập và không được tinh chỉnh dựa trên dữ liệu thực tế từ các bệnh viện. Hơn nữa, việc phát triển một hệ thống phân phối mô hình linh hoạt, có thể điều chỉnh theo dữ liệu của từng phòng ban và cơ sở y tế, vẫn còn là một thách thức lớn. Chưa kể đến, phần lớn các nghiên cứu hiện tại chỉ tập trung vào việc phân loại bệnh lý từ hình ảnh mà chưa có khả năng phát hiện chính xác vùng bệnh lý trên ảnh X-ray, một yếu tố quan trọng để hỗ trợ bác sĩ trong việc đưa ra quyết định.

**Tầm quan trọng của khóa luận**

Với sự gia tăng không ngừng của các ca bệnh phổi trên toàn thế giới, cùng với sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ AI, đây là thời điểm lý tưởng để ứng dụng AI vào quá trình chẩn đoán bệnh. Đề tài này không chỉ giúp nâng cao chất lượng chẩn đoán bệnh lý từ ảnh X-ray, mà còn mở ra cơ hội mới cho việc phát triển các hệ thống hỗ trợ chẩn đoán tự động, giải quyết những hạn chế hiện tại về thời gian chẩn đoán, sự phối hợp giữa các bác sĩ, và khai thác chưa đầy đủ sức mạnh của AI trong y tế.[3]

Bên cạnh đó, việc đảm bảo tính bảo mật và quyền riêng tư của bệnh nhân thông qua kiến trúc phân phối mô hình giúp nghiên cứu trở nên thiết thực hơn trong bối cảnh các quy định về y đức ngày càng nghiêm ngặt.

## Mục tiêu của khóa luận

Khóa luận này tập trung vào việc xây dựng một mô hình học sâu dựa trên các mạng nơ-ron tích chập (CNN) và YOLOv9 để tự động phân loại và phát hiện bệnh lý trên ảnh X-ray, đặc biệt là ảnh X-ray phổi. Hệ thống sẽ được triển khai theo kiến trúc client-server, trong đó dữ liệu từ các phòng ban y tế sẽ được tập trung trên server để huấn luyện và tinh chỉnh mô hình. Sau khi mô hình được tối ưu, phiên bản mô hình này sẽ được phân phối lại cho các phòng ban để chẩn đoán tại chỗ.

Cụ thể, các mục tiêu của khóa luận bao gồm:

* Xây dựng mô hình học sâu CNN để phân loại các bệnh lý từ ảnh X-ray phổi.
* Sử dụng YOLOv9 để phát hiện và khoanh vùng các vùng bệnh lý trên ảnh X-ray.
* Phát triển hệ thống phân phối mô hình giữa client-server, đảm bảo rằng mô hình được cập nhật liên tục và tinh chỉnh dựa trên dữ liệu thực tế từ nhiều nguồn.
* Đảm bảo tính bảo mật và bảo vệ quyền riêng tư của bệnh nhân, tuân thủ các quy định y tế về y đức và bảo mật thông tin y tế.

**Ý nghĩa của khóa luận**

Về mặt lý luận, khóa luận sẽ đóng góp vào việc mở rộng nghiên cứu về ứng dụng học sâu trong phân tích hình ảnh y tế, đặc biệt là trong việc phát hiện và chẩn đoán bệnh lý từ ảnh X-ray phổi. Bằng cách kết hợp giữa các mô hình CNN và YOLOv9, nghiên cứu này sẽ mở ra hướng đi mới cho việc phân loại và phát hiện vùng bệnh lý một cách tự động và chính xác hơn. Đồng thời, việc phát triển một hệ thống phân phối mô hình giữa server và client giúp giải quyết các vấn đề liên quan đến việc cập nhật và triển khai mô hình một cách hiệu quả trong các cơ sở y tế.

Về mặt thực tiễn, hệ thống này sẽ giúp bác sĩ giảm tải công việc, đặc biệt trong những trường hợp cần phân tích hàng loạt các hình ảnh X-ray. Hệ thống có thể tự động phát hiện các bệnh lý từ hình ảnh, giảm thiểu thời gian và sai sót trong quá trình chẩn đoán. Ngoài ra, việc đảm bảo tính bảo mật thông tin bệnh nhân thông qua kiến trúc client-server giúp tăng cường sự an toàn và bảo vệ quyền riêng tư cho bệnh nhân, điều này rất quan trọng trong môi trường y tế hiện nay.

## Cấu trúc của khóa luận

Khóa luận được chia thành các chương với nội dung như sau:

**PHẦN MỞ ĐẦU**

Tính cấp thiết của đề tài khóa luận

Mục tiêu khóa luận

Cấu trúc khóa luận

**NỘI DUNG KHÓA LUẬN**

**Chương 1:** Tổng quan về nghiên cứu

**Chương 2:** Mô tả bài toán và khung nghiên cứu

**Chương 3:** Thu thập và tiền xử lý dữ liệu

**Chương 4:** Trích xuất đặc trưng và phân tích dữ liệu

**Chương 5:** Lựa chọn, so sánh và cải tiến mô hình

**Chương 6:** Đánh giá kết quả và triển khai ứng dụng

# CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ NGHIÊN CỨU

Trong bối cảnh phát triển nhanh chóng của trí tuệ nhân tạo (AI) và học sâu (deep learning), việc áp dụng các công nghệ này vào lĩnh vực y tế, đặc biệt là chẩn đoán bệnh lý từ hình ảnh y khoa, đang trở thành xu hướng quan trọng và cấp thiết. Nghiên cứu về việc ứng dụng AI để tự động phân tích và chẩn đoán từ ảnh X-quang không chỉ giúp giảm tải công việc cho bác sĩ mà còn nâng cao độ chính xác và tốc độ trong quá trình ra quyết định lâm sàng.

Tuy nhiên, mặc dù đã có nhiều thành tựu quan trọng, các nghiên cứu trước vẫn còn tồn tại một số hạn chế và khoảng trống. Điều này đòi hỏi cần có những hướng nghiên cứu mới để tận dụng tối đa sức mạnh của AI, đồng thời giải quyết các vấn đề liên quan đến bảo mật thông tin bệnh nhân và cải thiện khả năng áp dụng trong thực tế.

## Tổng quan các nghiên cứu trong và ngoài nước

Một số nghiên cứu trong nước và ngoài nước tiêu biểu về việc sử dụng học sâu trong chẩn đoán bệnh lý từ ảnh X-quang đã được thực hiện trong khoảng 5-10 năm gần đây. Những nghiên cứu này không chỉ góp phần vào việc phát triển các mô hình phân tích tự động mà còn đề xuất những giải pháp tiên tiến trong phát hiện và khoanh vùng vùng bệnh lý.

### 1.1.1 Nghiên cứu trong nước

Vào năm 2020, nhóm nghiên cứu của PGS.TS. Lê Hoàng Sơn tại Đại học Quốc gia Hà Nội đã phát triển một hệ thống học sâu hỗ trợ chẩn đoán bệnh viêm quanh cuống từ ảnh X-quang, ứng dụng CNN để nhận diện vùng tổn thương.[4] Dù nghiên cứu này cung cấp một giải pháp hiệu quả cho việc chẩn đoán viêm quanh cuống, nó vẫn còn hạn chế vì chỉ tập trung vào bệnh này và chưa mở rộng cho các bệnh lý phổ biến khác từ ảnh X-quang phổi.

Cũng trong năm 2020, Bệnh viện Đa khoa tỉnh Nghệ An đã áp dụng AI để phân tích ảnh X-quang phổi, giúp phát hiện các bệnh lý như viêm phổi và lao phổi. Hệ thống AI đã được thử nghiệm trong môi trường bệnh viện, hỗ trợ bác sĩ trong việc đưa ra chẩn đoán nhanh chóng và chính xác.[5] Tuy nhiên, hệ thống chỉ dừng lại ở việc phân loại bệnh mà chưa kết hợp khả năng phát hiện vùng bệnh lý cụ thể trên ảnh X-quang.

Tại Vinmec trong năm 2020, ứng dụng các mô hình học sâu đã được sử dụng để phát hiện các bất thường trên ảnh X-quang, đặc biệt là viêm phổi và ung thư phổi. Mô hình này giúp giảm tải công việc cho bác sĩ trong việc sàng lọc các bệnh lý phổ biến.[6] Mặc dù vậy, phạm vi của mô hình vẫn bị giới hạn chỉ trong một số bệnh lý như viêm phổi và ung thư phổi, chưa mở rộng đến các bệnh lý khác như bệnh lao hoặc các bệnh tim.

Trong năm 2021, VinBigData đã phát triển hệ thống VinDr tại Trung tâm Xử lý ảnh y tế, nhằm phát hiện và phân loại các bệnh lý phổi từ ảnh X-quang. Hệ thống VinDr nổi bật với khả năng phát hiện nhanh chóng các bất thường trên ảnh X-quang và cung cấp hỗ trợ chẩn đoán cho bác sĩ.[7] Tuy nhiên, mặc dù đạt được độ chính xác cao, phạm vi của nó chủ yếu tập trung vào một số bệnh lý như viêm phổi và ung thư phổi, và chưa mở rộng để bao gồm các bệnh lý đa dạng hơn như lao phổi hoặc các bệnh lý liên quan đến tim và dạ dày.

Cuối cùng, vào năm 2022, Đại học Thái Nguyên đã thực hiện nghiên cứu thử nghiệm với các mô hình học sâu tiêu biểu như ResNet, DenseNet, và Xception để phân loại bệnh viêm phổi từ ảnh X-quang.[8] Nghiên cứu này chưa tích hợp khả năng phát hiện và khoanh vùng vùng bệnh lý cụ thể, đồng thời chưa triển khai hệ thống client-server để hỗ trợ chẩn đoán trực tiếp tại các phòng ban.

### 1.1.2 Nghiên cứu ngoài nước

Năm 2017, nghiên cứu của Rajpurkar và cộng sự đã giới thiệu CheXNet, một mô hình học sâu sử dụng mạng DenseNet-121 để phát hiện viêm phổi từ ảnh X-quang. CheXNet đạt được độ chính xác cao, tương đương với các bác sĩ chuyên khoa, và là một bước tiến quan trọng trong việc hỗ trợ chẩn đoán bệnh viêm phổi.[9] Tuy nhiên, mô hình này chỉ tập trung vào viêm phổi và yêu cầu tài nguyên tính toán đáng kể, điều này có thể gây hạn chế trong việc triển khai ở các cơ sở y tế có nguồn lực hạn chế.

Cũng trong năm 2018, Afshar và cộng sự đã giới thiệu COVID-CAPS, sử dụng Capsule Networks (CapsNet) để phát hiện COVID-19 từ ảnh X-quang phổi.[10] Mô hình này nhắm đến việc cải thiện khả năng phát hiện các bệnh lý phức tạp, nhưng vẫn chưa được thử nghiệm rộng rãi với các bệnh lý khác ngoài COVID-19, khiến nó có phần hạn chế về phạm vi ứng dụng.

Nghiên cứu của Irvin và cộng sự năm 2019 với mô hình CheXpert đã phát triển một hệ thống phân loại đa bệnh lý từ ảnh X-quang, với khả năng nhận diện các bệnh như viêm phổi, ung thư phổi và bệnh tim nhờ vào bộ dữ liệu lớn.[11] Dù CheXpert cung cấp một cái nhìn tổng quát về nhiều bệnh lý, nó yêu cầu tài nguyên tính toán lớn, điều này có thể gây khó khăn trong việc triển khai tại các bệnh viện nhỏ hoặc cơ sở y tế có nguồn lực hạn chế.

Năm 2020, Wang và cộng sự đã phát triển COVID-Net, một mô hình học sâu chuyên dụng để phát hiện COVID-19 từ ảnh X-quang phổi.[12] Mặc dù COVID-Net đạt được những kết quả ấn tượng trong việc nhận diện virus SARS-CoV-2, nó chỉ tập trung vào COVID-19 và không mở rộng khả năng phát hiện các bệnh lý khác như viêm phổi hay ung thư phổi.

Cuối cùng, vào năm 2022 đã ứng dụng YOLOv7 để phát hiện bệnh lao trên ảnh X-quang phổi, đạt được kết quả đáng chú ý. Nghiên cứu này sử dụng hệ thống YOLO trong chẩn đoán hỗ trợ bằng máy tính (CAD) nhằm phát hiện các vùng bị nhiễm khuẩn trên ảnh X-quang.[13] Tuy nhiên, điểm hạn chế của nghiên cứu là nó chỉ phân loại phổi có bị bệnh lao hay không chứ không có phân loại các loại bệnh khác.

### 1.1.3 Hạn chế của các nghiên cứu trước

Mặc dù các nghiên cứu trước đây đã đạt được nhiều thành tựu trong việc ứng dụng học sâu để phát hiện và chẩn đoán bệnh lý từ ảnh X-quang, nhưng vẫn tồn tại những hạn chế đáng kể. Những hạn chế này không chỉ ảnh hưởng đến hiệu quả thực tiễn của các mô hình mà còn mở ra cơ hội cho những cải tiến và phát triển mới trong khóa luận của bạn.

Trước hết, một điểm yếu chung của các nghiên cứu trong nước và ngoài nước là phạm vi bệnh lý hẹp. Hầu hết các nghiên cứu chỉ tập trung vào một bệnh lý cụ thể. Ví dụ, nghiên cứu của Rajpurkar et al. (2017) với CheXNet tập trung vào phát hiện viêm phổi từ ảnh X-quang với độ chính xác cao, tuy nhiên nó chỉ phục vụ cho một bệnh lý và không mở rộng sang các bệnh lý khác như ung thư phổi hay bệnh lao. Tương tự, nghiên cứu của Wang et al. (2020) với COVID-Net chỉ tập trung vào phát hiện COVID-19 từ ảnh X-quang phổi, mà không có khả năng áp dụng cho các bệnh lý khác như viêm phổi hay bệnh liên quan đến tim​.

Ở trong nước, các nghiên cứu như của VinBigData (2021) với hệ thống VinDr mặc dù đã đạt được những thành tựu trong việc hỗ trợ chẩn đoán các bệnh lý phổi như viêm phổi và ung thư phổi, nhưng lại gặp khó khăn khi mở rộng hệ thống để nhận diện nhiều bệnh lý khác như lao phổi, bệnh tim, hoặc các vấn đề liên quan đến dạ dày. Nghiên cứu của Nguyễn Văn Hậu (2020) cũng chỉ dừng lại ở việc phân loại viêm phổi mà không tích hợp khả năng phát hiện vùng tổn thương cụ thể trên ảnh X-quang.

Một hạn chế nữa là thiếu khả năng phát hiện vùng bệnh lý cụ thể. Trong khi các mô hình như CheXNet hoặc các nghiên cứu của Bệnh viện Đa khoa Nghệ An (2020) chỉ tập trung vào việc phân loại bệnh lý (có bệnh hay không có bệnh), chúng không thể khoanh vùng cụ thể các vị trí tổn thương trên ảnh X-quang. Điều này hạn chế khả năng hỗ trợ trực tiếp cho bác sĩ trong việc xác định chính xác vùng bị ảnh hưởng, đặc biệt trong các trường hợp bệnh lý phức tạp.

Một yếu tố quan trọng khác là yêu cầu về tài nguyên tính toán lớn. Các mô hình như DenseNet-121 trong CheXNet yêu cầu lượng tài nguyên tính toán khổng lồ, làm cho việc triển khai trong các cơ sở y tế nhỏ hoặc tại các quốc gia đang phát triển trở nên khó khăn. Điều này cũng là vấn đề mà nhiều nghiên cứu trong nước phải đối mặt, như các nghiên cứu tại Vinmec (2020), khi hệ thống AI cần được triển khai trong môi trường y tế với nguồn tài nguyên hạn chế.

Cuối cùng, chưa có hệ thống phân phối mô hình linh hoạt. Các nghiên cứu chủ yếu phát triển mô hình AI cố định, không có khả năng cập nhật và phân phối liên tục mô hình học sâu dựa trên dữ liệu thực tế từ nhiều cơ sở y tế khác nhau. Điều này làm giảm khả năng áp dụng của mô hình trong các môi trường y tế phức tạp, nơi cần có sự cập nhật liên tục dựa trên dữ liệu mới nhất.

### 1.1.4 Tính sáng tạo và đổi mới của khóa luận

Khóa luận của bạn không chỉ giải quyết các hạn chế mà các nghiên cứu trước gặp phải mà còn mang đến những cải tiến đáng kể trong việc ứng dụng AI vào chẩn đoán bệnh lý từ ảnh X-quang phổi.

Mở rộng phạm vi bệnh lý: Khóa luận sẽ phát triển một mô hình học sâu có khả năng phát hiện và phân loại nhiều loại bệnh lý khác nhau trên ảnh X-quang phổi. Thay vì chỉ tập trung vào một bệnh lý duy nhất như viêm phổi hay COVID-19, mô hình sẽ được huấn luyện để nhận diện nhiều bệnh như ung thư phổi, bệnh lao, và cả các vấn đề về tim hoặc dạ dày. Điều này giúp tăng cường tính ứng dụng thực tiễn của hệ thống trong môi trường y tế, nơi mà các bác sĩ phải đối mặt với nhiều loại bệnh lý phức tạp​.

Kết hợp phân loại và phát hiện vùng bệnh lý: Khóa luận sẽ kết hợp CNN để phân loại bệnh lý và YOLOv9 để phát hiện và khoanh vùng cụ thể các tổn thương trên ảnh X-quang. Việc kết hợp giữa hai mô hình này sẽ giúp hệ thống không chỉ phát hiện bệnh mà còn cung cấp thông tin chi tiết về vị trí của vùng tổn thương, từ đó hỗ trợ bác sĩ trong việc đưa ra quyết định điều trị. Điều này vượt trội hơn so với các nghiên cứu chỉ tập trung vào phân loại tổng quát mà không phát hiện cụ thể vùng bệnh lý.

Hệ thống phân phối mô hình client-server: Một điểm sáng tạo quan trọng là hệ thống sẽ được xây dựng theo kiến trúc client-server, cho phép mô hình học sâu được huấn luyện và cập nhật liên tục trên server trung tâm, sau đó phân phối lại các mô hình tối ưu cho từng phòng ban y tế. Điều này giúp hệ thống luôn được cập nhật dựa trên dữ liệu thực tế từ nhiều nguồn khác nhau, đồng thời đảm bảo tính bảo mật thông tin bệnh nhân khi dữ liệu không cần phải di chuyển ra ngoài hệ thống nội bộ của các bệnh viện.

Tối ưu tài nguyên tính toán: Mô hình sẽ được tối ưu hóa để có thể hoạt động hiệu quả ngay cả trong môi trường y tế với tài nguyên hạn chế. Thay vì yêu cầu lượng tài nguyên tính toán lớn như DenseNet-121, khóa luận sẽ phát triển mô hình nhỏ gọn hơn, phù hợp với điều kiện của các cơ sở y tế nhỏ và các quốc gia đang phát triển.

Giải quyết vấn đề bảo mật thông tin: Một trong những yêu cầu quan trọng trong y tế hiện nay là bảo mật thông tin bệnh nhân. Khóa luận sẽ tích hợp các biện pháp bảo mật chặt chẽ để đảm bảo rằng dữ liệu y tế của bệnh nhân không bị lộ ra ngoài. Điều này phù hợp với các yêu cầu khắt khe về bảo mật trong lĩnh vực y tế và là một yếu tố giúp hệ thống có tính khả thi cao khi áp dụng vào thực tiễn​.

## Cơ sở lý thuyết

Khung nghiên cứu của khóa luận được xây dựng dựa trên nền tảng của các công nghệ học sâu tiên tiến, đặc biệt là Convolutional Neural Networks (CNN) và You Only Look Once (YOLO). Để phát triển một mô hình có khả năng phân loại và phát hiện vùng bệnh lý trên ảnh X-quang, cần hiểu rõ cơ sở lý thuyết của từng công nghệ, từ đó có thể chọn lựa và tối ưu các giải pháp phù hợp.

### 1.2.1 Convolutional Neural Networks (CNN)

CNN là một loại mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN) được thiết kế đặc biệt để xử lý và phân tích dữ liệu dạng hình ảnh. CNN là nền tảng cốt lõi trong việc phân loại bệnh lý từ ảnh X-quang, do khả năng tự động trích xuất đặc trưng của ảnh mà không cần sự can thiệp của con người. CNN có cấu trúc bao gồm các lớp tích chập (convolutional layers) và lớp pooling, mỗi lớp giúp giảm kích thước ảnh và trích xuất các đặc trưng quan trọng từ ảnh gốc.[14]

**Cấu trúc cơ bản của CNN:**

1. Convolutional Layer: Đây là lớp nền tảng của CNN, sử dụng các bộ lọc (filter) để quét qua ảnh và phát hiện các đặc trưng quan trọng, chẳng hạn như cạnh, góc, và kết cấu. Mỗi bộ lọc sẽ học các đặc trưng khác nhau qua các lớp.
2. Pooling Layer: Sau lớp tích chập, ảnh sẽ được đưa vào lớp pooling để giảm kích thước, giúp giảm bớt tính toán mà không làm mất đi các đặc trưng quan trọng.
3. Fully Connected Layer: Sau khi qua các lớp tích chập và pooling, các đặc trưng sẽ được đưa vào lớp fully connected để thực hiện phân loại.

**Ứng dụng CNN trong bài toán phân loại bệnh lý X-quang:**

CNN được chọn vì khả năng xử lý tốt các dạng hình ảnh phức tạp như ảnh y khoa. Với ảnh X-quang phổi, CNN sẽ giúp phân loại hình ảnh thành các nhóm bệnh lý cụ thể như viêm phổi, lao phổi, hoặc ung thư phổi, giúp hỗ trợ chẩn đoán nhanh chóng và chính xác.

**Lý do chọn CNN:**

Khả năng trích xuất đặc trưng tự động: CNN có khả năng tự động học và trích xuất các đặc trưng phức tạp từ hình ảnh, giúp phân loại bệnh lý mà không cần các kỹ thuật trích xuất thủ công.

Ứng dụng rộng rãi trong y khoa: CNN đã được chứng minh hiệu quả trong các nghiên cứu trước đó về chẩn đoán hình ảnh y tế, chẳng hạn như nghiên cứu CheXNet của Rajpurkar et al. (2017) về phát hiện viêm phổi từ ảnh X-quang**.**

### 1.2.2 You Only Look Once (YOLO)

YOLO là một trong những thuật toán phát hiện đối tượng nhanh và chính xác nhất hiện nay, đặc biệt hữu ích trong các bài toán yêu cầu phát hiện và khoanh vùng đối tượng trên ảnh, như phát hiện vùng tổn thương trên ảnh X-quang.[15]

**Nguyên lý hoạt động của YOLO:**

YOLO chia hình ảnh thành một lưới (grid) và dựa trên đó để dự đoán bounding box (khung chứa đối tượng) và xác suất đối tượng xuất hiện trong mỗi ô của lưới. Thay vì xử lý từng phần của ảnh như các phương pháp truyền thống (R-CNN, Fast R-CNN), YOLO xử lý toàn bộ ảnh trong một lần duy nhất (hence the name "You Only Look Once"), giúp tiết kiệm thời gian mà vẫn đạt độ chính xác cao.[15]

YOLOv9, phiên bản mới nhất của YOLO, có cải tiến đáng kể về tốc độ và độ chính xác, giúp nó trở thành lựa chọn lý tưởng cho các bài toán yêu cầu phát hiện vùng bất thường trên ảnh X-quang.[16]

**Ứng dụng YOLOv9 trong bài toán phát hiện vùng tổn thương:**

YOLOv9 sẽ được sử dụng để phát hiện và khoanh vùng các vùng tổn thương (như nốt phổi, đốm mờ) trên ảnh X-quang phổi. Sau khi CNN phân loại bệnh lý, YOLOv9 sẽ cung cấp thêm thông tin chi tiết về vị trí của các tổn thương, giúp bác sĩ dễ dàng xác định được các vùng nguy cơ cần chú ý.

**Lý do chọn YOLOv9:**

Tốc độ nhanh chóng: YOLOv9 xử lý toàn bộ ảnh trong một lần chạy, giúp tiết kiệm thời gian, đặc biệt quan trọng trong môi trường y tế, nơi việc chẩn đoán nhanh chóng là rất cần thiết.

Độ chính xác cao: YOLOv9 có khả năng phát hiện các đối tượng nhỏ và khó phát hiện, như các vùng tổn thương nhỏ trên ảnh X-quang, với độ chính xác cao, giúp tăng cường tính chính xác của hệ thống.

Ứng dụng trong phát hiện vùng bệnh lý: YOLO đã được sử dụng thành công trong các nghiên cứu phát hiện đối tượng y tế, chẳng hạn như phát hiện nốt phổi trên ảnh CT trong nghiên cứu của Zhi-Hua và cộng sự (2021)​**.**

### 1.2.3 Độ chính xác (Accuracy)

Khái niệm: Độ chính xác là một chỉ số quan trọng đánh giá hiệu suất của mô hình phân loại. Nó được tính bằng tỷ lệ giữa số lượng dự đoán đúng và tổng số dự đoán mà mô hình thực hiện.[17] Trong bối cảnh chẩn đoán bệnh từ ảnh X-quang, độ chính xác phản ánh khả năng phân loại chính xác các bệnh lý.

Công thức tính:

Ý nghĩa: Một mô hình có độ chính xác cao cho thấy khả năng phân loại chính xác các bệnh lý trên ảnh X-quang, giúp hỗ trợ tốt cho quá trình chẩn đoán. Tuy nhiên, độ chính xác có thể bị ảnh hưởng nếu tập dữ liệu không cân bằng (khi số lượng mẫu bệnh lý và không bệnh lý không đồng đều), vì chỉ số này không phân biệt giữa các loại sai sót (false positive và false negative).

### 1.2.4 Mean Average Precision (mAP)

Khái niệm: mAP là một chỉ số quan trọng trong các bài toán phát hiện đối tượng (object detection), thường được sử dụng để đánh giá hiệu suất của các mô hình như YOLO. Chỉ số này đo lường độ chính xác của việc phát hiện và khoanh vùng chính xác các đối tượng (trong trường hợp này là vùng bệnh lý) trong ảnh. mAP tính trung bình độ chính xác tại các ngưỡng khác nhau về chỉ số IoU (Intersection over Union), một chỉ số so sánh mức độ khớp giữa vùng phát hiện và vùng thực tế.[18]

Công thức tính:

Trong đó, là giá trị Average Precision cho từng lớp đối tượng, và n là số lượng lớp.

Ý nghĩa: mAP cung cấp cái nhìn tổng quát về khả năng phát hiện và khoanh vùng các tổn thương từ ảnh X-quang. Chỉ số này phản ánh mô hình không chỉ phát hiện bệnh chính xác mà còn có khả năng nhận diện chính xác vị trí tổn thương, giúp bác sĩ dễ dàng xác định vùng cần điều trị.

### 1.2.5 Thời gian xử lý (Inference Time)

Khái niệm: Thời gian xử lý là khoảng thời gian mà mô hình cần để đưa ra dự đoán cho một mẫu đầu vào, tính từ khi nhận ảnh đầu vào đến khi trả về kết quả. Trong môi trường y tế, thời gian xử lý nhanh là rất quan trọng vì nó ảnh hưởng trực tiếp đến tốc độ chẩn đoán và khả năng ứng dụng mô hình trong thực tế.[19]

Ý nghĩa: Mô hình có thời gian xử lý nhanh sẽ giúp các bác sĩ nhận được kết quả chẩn đoán trong thời gian thực, đặc biệt trong những trường hợp cần quyết định nhanh như chẩn đoán bệnh lý nguy hiểm. Tuy nhiên, để duy trì sự cân bằng giữa độ chính xác và thời gian xử lý, việc tối ưu hóa mô hình cần được thực hiện để giảm độ phức tạp mà không làm giảm hiệu suất dự đoán.

# CHƯƠNG 2: MÔ TẢ BÀI TOÁN VÀ KHUNG NGHIÊN CỨU

## 2.1 Mô tả bài toán

Trong bối cảnh y tế hiện nay, việc phát hiện sớm và chính xác các bệnh lý từ hình ảnh y khoa, đặc biệt là ảnh X-quang, đóng vai trò vô cùng quan trọng trong việc điều trị và cứu sống bệnh nhân. Tuy nhiên, quá trình chẩn đoán dựa trên ảnh X-quang truyền thống thường phụ thuộc vào kinh nghiệm của bác sĩ, dẫn đến nguy cơ sai sót và chậm trễ, đặc biệt trong các trường hợp cần chẩn đoán nhanh chóng. Thách thức chính đặt ra là làm sao có thể áp dụng các công nghệ học sâu như CNN và YOLOv9 để hỗ trợ bác sĩ trong việc phân loại và phát hiện vùng tổn thương trên ảnh X-quang, giúp nâng cao tốc độ và độ chính xác của chẩn đoán. Đầu vào của bài toán là dữ liệu ảnh X-quang ngực của bệnh nhân, bao gồm hình ảnh của các cơ quan như phổi, tim, và gan. Đầu ra là một hệ thống có thể tự động phân loại các bệnh lý như viêm phổi, lao và ung thư phổi, đồng thời phát hiện và khoanh vùng các vùng bất thường trên ảnh, cung cấp thông tin chi tiết giúp bác sĩ chẩn đoán chính xác hơn.

Mục tiêu chính của bài toán là phát triển một mô hình học sâu kết hợp giữa CNN và YOLOv9, không chỉ để phân loại bệnh lý mà còn phát hiện và xác định vị trí cụ thể của các tổn thương trên ảnh X-quang. Một hệ thống như vậy sẽ giúp các bác sĩ có được cả kết quả phân loại tổng quát và thông tin chi tiết về tổn thương. Tuy nhiên, các yếu tố ảnh hưởng đến kết quả của mô hình bao gồm chất lượng dữ liệu, như hình ảnh X-quang có thể bị nhiễu hoặc không rõ nét, làm giảm khả năng phát hiện bệnh lý. Bên cạnh đó, điều kiện chụp X-quang thay đổi giữa các bệnh viện, dẫn đến sự khác biệt về chất lượng và đặc tính hình ảnh, cũng là một thách thức. Ngoài ra, khả năng tính toán cũng là một yếu tố quan trọng, vì mô hình học sâu yêu cầu tài nguyên tính toán lớn để xử lý dữ liệu hình ảnh phức tạp.

Bài toán này có độ phức tạp cao do nhiều yếu tố liên quan đến kích thước và chất lượng dữ liệu, yêu cầu độ chính xác tuyệt đối và độ phức tạp của hình ảnh X-quang. Ảnh X-quang thường có cấu trúc phức tạp, đòi hỏi mô hình phải có khả năng trích xuất và phân tích chính xác các đặc điểm. Việc lưu trữ và xử lý một lượng lớn dữ liệu ảnh X-quang có độ phân giải cao từ nhiều bệnh nhân cũng là một thách thức đáng kể. Hơn nữa, trong lĩnh vực y tế, mọi sai sót trong chẩn đoán, dù nhỏ nhất, đều có thể dẫn đến hậu quả nghiêm trọng, do đó, độ chính xác của mô hình phải được đảm bảo ở mức cao nhất.

Để giải quyết bài toán này, các thuật toán học sâu hiện đại như CNN và YOLOv9 sẽ được sử dụng. CNN (Convolutional Neural Network) đã được chứng minh là hiệu quả trong việc xử lý và phân tích hình ảnh, nhờ khả năng trích xuất các đặc trưng quan trọng từ ảnh thông qua các lớp tích chập, và sẽ được áp dụng để phân loại bệnh lý từ ảnh X-quang. Cùng với đó, YOLOv9 (You Only Look Once) – một trong những thuật toán phát hiện đối tượng nhanh và chính xác nhất – sẽ được sử dụng để phát hiện và khoanh vùng các vùng tổn thương nhỏ trên ảnh X-quang. Hệ thống này sẽ được triển khai theo kiến trúc client-server, trong đó mô hình học sâu sẽ được huấn luyện và tinh chỉnh trên một server trung tâm, sau đó phân phối phiên bản tối ưu của mô hình tới các client tại các cơ sở y tế, giúp hỗ trợ chẩn đoán trực tiếp.

## 2.2 Khung nghiên cứu

### 2.2.1 Giới thiệu khung nghiên cứu

Khung nghiên cứu này sẽ dựa trên các mô hình học sâu đã được chứng minh trong các nghiên cứu trước, cụ thể là CNN cho việc phân loại hình ảnh và YOLOv9 cho phát hiện đối tượng. Việc kết hợp hai mô hình này không chỉ giúp cải thiện khả năng phân loại bệnh lý từ ảnh X-quang mà còn giúp xác định chính xác vị trí các vùng tổn thương, điều mà các nghiên cứu trước chỉ tập trung vào một nhiệm vụ cụ thể.

A diagram of a structure

Description automatically generated

### 2.2.2 Các bước trong khung nghiên cứu

**Bước 1: Thu thập, tiền xử lý và trích xuất đặc trưng tại mỗi client**

Kỹ thuật sử dụng:

* Thu thập dữ liệu: Các client sẽ thu thập ảnh X-quang từ các nguồn nội bộ như bệnh viện, phòng khám, hoặc hệ thống lưu trữ y khoa.
* Làm sạch dữ liệu: Sử dụng các kỹ thuật như lọc nhiễu, chuẩn hóa hình ảnh, và loại bỏ dữ liệu không hợp lệ (như ảnh bị mờ hoặc thiếu nhãn). Các công cụ như OpenCV hoặc các thư viện xử lý hình ảnh như Pillow có thể được sử dụng cho quá trình này.
* Trích xuất đặc trưng với CNN (Convolutional Neural Network): CNN là lựa chọn phù hợp vì nó có khả năng trích xuất các đặc trưng mạnh mẽ từ ảnh y khoa nhờ các lớp tích chập (convolutional layers). Đây là một kỹ thuật đã được chứng minh hiệu quả trong việc phát hiện các đặc trưng từ hình ảnh phức tạp.

Lý do chọn kỹ thuật:

CNN có khả năng tự động học các đặc trưng hình ảnh, không cần dựa vào các phương pháp thủ công trích xuất đặc trưng. Điều này giúp giảm thiểu sự can thiệp của con người và cải thiện độ chính xác khi trích xuất các đặc trưng có liên quan đến bệnh lý.

Đánh giá:

CNN có hiệu quả cao trong việc trích xuất đặc trưng, tuy nhiên, nó yêu cầu tài nguyên tính toán lớn. Với mỗi client, yêu cầu tài nguyên có thể giảm đi nhờ chỉ tập trung vào việc trích xuất các đặc trưng cốt lõi, trong khi quá trình huấn luyện chính được chuyển sang server.

**Bước 2: Chuẩn hóa dữ liệu và tạo mô hình học máy tại server**

Kỹ thuật sử dụng:

* Chuẩn hóa dữ liệu: Sử dụng các phương pháp như điều chỉnh độ sáng, kích thước và tỷ lệ hình ảnh để dữ liệu từ nhiều client khác nhau được đồng nhất trước khi đưa vào quá trình huấn luyện. TensorFlow và PyTorch có sẵn các công cụ chuẩn hóa hình ảnh này.
* Mô hình CNN và YOLOv9: Tại server, quá trình huấn luyện sẽ sử dụng CNN để phân loại bệnh lý và YOLOv9 để phát hiện vùng bệnh lý. YOLOv9 (You Only Look Once) là một trong những thuật toán nhanh và chính xác trong việc phát hiện đối tượng trên ảnh, đặc biệt là phát hiện các vùng bệnh lý nhỏ trên ảnh X-quang.

Lý do chọn kỹ thuật:

CNN được chọn vì nó đã được chứng minh là có khả năng phân loại hình ảnh y tế với độ chính xác cao. YOLOv9 được chọn để phát hiện vùng bệnh lý vì nó cung cấp khả năng phát hiện nhanh với độ chính xác cao, ngay cả đối với các ảnh có độ phân giải lớn như ảnh X-quang.

Đánh giá:

CNN và YOLOv9 là những lựa chọn mạnh mẽ trong xử lý ảnh y khoa. Tuy nhiên, hạn chế của YOLOv9 là nó yêu cầu tài nguyên tính toán lớn và có thể không phù hợp với các cơ sở y tế nhỏ nếu triển khai trực tiếp. Vì vậy, quá trình huấn luyện chính được thực hiện trên server để giảm gánh nặng tính toán cho các client.

**Bước 3: Đánh giá mô hình**

Kỹ thuật sử dụng:

* Accuracy (độ chính xác): Đây là chỉ số cơ bản để đánh giá tỷ lệ dự đoán đúng của mô hình.
* Mean Average Precision (mAP): Là một thước đo được sử dụng trong các bài toán phát hiện đối tượng, giúp đánh giá độ chính xác của mô hình YOLO trong việc phát hiện vùng bệnh lý.
* Time (thời gian xử lý): Đánh giá tốc độ của mô hình khi dự đoán để đảm bảo mô hình hoạt động hiệu quả trong môi trường thực tế.

Lý do chọn kỹ thuật:

Những kỹ thuật đánh giá này giúp đánh giá toàn diện khả năng hoạt động của mô hình từ cả hai khía cạnh: độ chính xác và hiệu suất thời gian thực.

Đánh giá:

Việc sử dụng mAP và Accuracy sẽ đảm bảo rằng mô hình không chỉ chính xác mà còn có khả năng hoạt động hiệu quả trong thực tế. Tuy nhiên, một thách thức là mô hình cần duy trì sự cân bằng giữa độ chính xác cao và thời gian xử lý ngắn để có thể ứng dụng tại các cơ sở y tế.

**Bước 4: Tinh chỉnh mô hình phù hợp với từng client**

Kỹ thuật sử dụng:

* Fine-tuning (tinh chỉnh mô hình): Kỹ thuật này điều chỉnh các tham số của mô hình chung để phù hợp với dữ liệu cụ thể của từng client. Tại mỗi client, dữ liệu có thể có sự khác biệt nhỏ (về chất lượng ảnh, điều kiện chụp), nên cần tinh chỉnh mô hình để đạt hiệu suất tối ưu.

Lý do chọn kỹ thuật:

Mỗi client có thể có dữ liệu đặc trưng riêng, ví dụ như ảnh từ các máy X-quang khác nhau hoặc điều kiện môi trường khác nhau. Fine-tuning giúp mô hình hoạt động tốt hơn trên các dữ liệu này, đảm bảo tính chính xác cao.

Đánh giá:

Fine-tuning là một kỹ thuật hiệu quả để cải thiện độ chính xác của mô hình đối với dữ liệu cụ thể. Tuy nhiên, quá trình này có thể đòi hỏi tài nguyên tính toán bổ sung và thời gian huấn luyện lâu hơn đối với các client có dữ liệu lớn.

**Bước 5: Triển khai mô hình đã tinh chỉnh cho các client**

Kỹ thuật sử dụng:

* Client-server architecture: Kiến trúc này cho phép server thực hiện các tác vụ tính toán phức tạp (huấn luyện và tinh chỉnh mô hình) và chỉ phân phối mô hình đã được tối ưu cho các client. Client chỉ cần thực hiện các tác vụ nhẹ hơn như sử dụng mô hình để chẩn đoán.

Lý do chọn kỹ thuật:

Với kiến trúc client-server, các cơ sở y tế nhỏ lẻ có thể sử dụng mô hình mà không cần tài nguyên tính toán mạnh. Điều này giúp tăng khả năng ứng dụng của hệ thống trong nhiều môi trường khác nhau.

Đánh giá:

Đây là mô hình phân phối phù hợp, vì nó giảm tải tính toán cho các client và tận dụng tối đa khả năng của server. Tuy nhiên, thách thức có thể nằm ở việc quản lý và đồng bộ hóa phiên bản mô hình giữa các client khi có những thay đổi từ server.

# TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] “Bảo mật thông tin hồ sơ bệnh án của bệnh nhân được quy định như thế nào? Hành vi làm lộ thông tin bệnh án của bệnh nhân bị phạt bao nhiêu?” Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://thuvienphapluat.vn/phap-luat/bao-mat-thong-tin-ho-so-benh-an-cua-benh-nhan-duoc-quy-dinh-nhu-the-nao-hanh-vi-lam-lo-thong-tin-be-206376-26350.html#google\_vignette

[2] “Tìm Hiểu Ứng Dụng Trí Tuệ Nhân Tạo AI Trong Y Tế 2024,” VinBrain. Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://vinbrain.net/vi/tim-hieu-ung-dung-tri-tue-nhan-tao-ai-trong-y-te-2024

[3] Corporation Q. A. S., “Ứng dụng AI trong y tế: Đột phá chẩn đoán và nâng cao chất lượng chăm sóc sức khỏe.” Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://qasvn.com/ung-dung-ai-trong-y-te

[4] V. T. N. Ngoc *et al.*, “The Combination of Adaptive Convolutional Neural Network and Bag of Visual Words in Automatic Diagnosis of Third Molar Complications on Dental X-Ray Images,” *Diagnostics*, vol. 10, no. 4, Art. no. 4, Apr. 2020, doi: 10.3390/diagnostics10040209.

[5] “Sử dụng AI trong Chẩn đoán hình ảnh: Hiện trạng và tương lai | Bệnh viện Hữu nghị Đa khoa Nghệ An.” Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://bvnghean.vn/su-dung-ai-trong-chan-doan-hinh-anh-hien-trang-va-tuong-lai/

[6] VietnamBiz, “Triển khai giải pháp AI - VinDR trong chẩn đoán hình ảnh y tế,” vietnambiz. Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://vietnambiz.vn/trien-khai-giai-phap-ai-vindr-trong-chan-doan-hinh-anh-y-te-20200630182025069.htm

[7] “VinDr AI hỗ trợ chẩn đoán sớm nhiều bệnh lý nguy hiểm của người Việt,” VinBigdata Product. Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://product.vinbigdata.org/vindr-ai-ho-tro-chan-doan-som-nhieu-benh-ly-nguy-hiem-cua-nguoi-viet/

[8] Khánh N. H., “NGHIÊN CỨU HIỆU QUẢ CỦA CÁC MÔ HÌNH HỌC SÂU TIÊN TIẾN TRONG PHÂN LOẠI BỆNH PHỔI BẰNG HÌNH ẢNH X-QUANG NGỰC,” *TNU J. Sci. Technol.*, vol. 228, no. 15, Art. no. 15, Dec. 2023, doi: 10.34238/tnu-jst.8408.

[9] P. Rajpurkar *et al.*, “CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning,” Dec. 25, 2017, *arXiv*: arXiv:1711.05225. doi: 10.48550/arXiv.1711.05225.

[10] P. Afshar, S. Heidarian, F. Naderkhani, A. Oikonomou, K. N. Plataniotis, and A. Mohammadi, “COVID-CAPS: A capsule network-based framework for identification of COVID-19 cases from X-ray images,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 138, pp. 638–643, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.patrec.2020.09.010.

[11] J. Irvin *et al.*, “CheXpert: A Large Chest Radiograph Dataset with Uncertainty Labels and Expert Comparison,” *Proc. AAAI Conf. Artif. Intell.*, vol. 33, no. 01, Art. no. 01, Jul. 2019, doi: 10.1609/aaai.v33i01.3301590.

[12] L. Wang, Z. Q. Lin, and A. Wong, “COVID-Net: a tailored deep convolutional neural network design for detection of COVID-19 cases from chest X-ray images,” *Sci. Rep.*, vol. 10, no. 1, p. 19549, Nov. 2020, doi: 10.1038/s41598-020-76550-z.

[13] R. Bista *et al.*, “Advancing Tuberculosis Detection in Chest X-rays: A YOLOv7-Based Approach,” *Information*, vol. 14, no. 12, Art. no. 12, Dec. 2023, doi: 10.3390/info14120655.

[14] nttuan8, “Bài 6: Convolutional neural network,” Deep Learning cơ bản. Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://nttuan8.com/bai-6-convolutional-neural-network/

[15] P. Đ. Khánh, “Khoa học dữ liệu,” Khanh’s blog. Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://phamdinhkhanh.github.io

[16] Ultralytics, “YOLOv9.” Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://docs.ultralytics.com/vi/models/yolov9

[17] “Độ chính xác ACCURACY và PRECISION là gì ? Hải Đăng Scientific.” Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://www.haidangsci.com/do-chinh-xac-accuracy-va-precision-la-gi

[18] “Mean Average Precision (mAP) Explained,” Built In. Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://builtin.com/articles/mean-average-precision

[19] “Model Inference Time — Deepchecks Documentation.” Accessed: Sep. 23, 2024. [Online]. Available: https://docs.deepchecks.com/0.12/checks\_gallery/tabular/model\_evaluation/plot\_model\_inference\_time.html