**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC ĐẠI NAM**

Logo, company name

Description automatically generated

**BÀI TẬP LỚN**

**TÊN HỌC PHẦN: NHẬP MÔN HỌC MÁY**

**ĐỀ TÀI: CHUẨN ĐOÁN VIÊM PHỔI QUA X QUANG**

**Giáo viên hướng dẫn:ThS. Trần Thu Trang**

**Sinh viên thực hiện:**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Mã Sinh Viên | Họ và Tên | Ngày Sinh | Lớp |
| 1 | 1771020343 | Ngô Văn Huy | 31/12/2005 | CNTT 17-11 |
| 2 | 1771020198 | Đồng Bá Dương | 18/06/2005 | CNTT 17-11 |

### 

**Hà Nội, năm 2025**

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC ĐẠI NAM**

Logo, company name

Description automatically generated

**BÀI TẬP LỚN**

**TÊN HỌC PHẦN: NHẬP MÔN HỌC MÁY**

**ĐỀ TÀI: CHUẨN ĐOÁN VIÊM PHỔI QUA X QUANG**

**Giáo viên hướng dẫn: ThS. Trần Thu Trang**

**Sinh viên thực hiện:**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Mã Sinh Viên | Họ và Tên | Ngày Sinh | Điểm | |
| Bằng Số | Bằng Chữ |
| 1 | 1771020343 | Ngô Văn Huy | 31/12/2005 |  |  |
| 2 | 1771020198 | Đồng Bá Dương | 18/06/2005 |  |  |

### 

### CÁN BỘ CHẤM THI 1 CÁN BỘ CHẤM THI 2

**Hà Nội, năm 2025**

**LỜI NÓI ĐẦU**

Viêm phổi là một trong những bệnh lý hô hấp phổ biến và nguy hiểm, có thể gặp ở mọi lứa tuổi, đặc biệt là trẻ em và người cao tuổi. Việc chẩn đoán sớm và chính xác viêm phổi đóng vai trò vô cùng quan trọng trong quá trình điều trị, góp phần giảm thiểu tỷ lệ tử vong và gánh nặng cho hệ thống y tế.

Trong thực tiễn lâm sàng, chụp X-quang ngực là một phương pháp phổ biến, nhanh chóng và hiệu quả để hỗ trợ bác sĩ trong việc phát hiện các dấu hiệu bất thường ở phổi. Tuy nhiên, việc đọc và phân tích hình ảnh X-quang phụ thuộc nhiều vào kinh nghiệm, trình độ chuyên môn của bác sĩ chẩn đoán hình ảnh, dẫn đến khả năng sai lệch và chậm trễ trong kết luận.

Ngày nay, cùng với sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ số và trí tuệ nhân tạo, nhiều phương pháp hỗ trợ chẩn đoán tự động từ hình ảnh X-quang đã và đang được nghiên cứu, ứng dụng. Điều này mở ra hướng đi mới, giúp nâng cao hiệu quả chẩn đoán, giảm tải cho đội ngũ y bác sĩ và cải thiện chất lượng chăm sóc sức khỏe cộng đồng.

Đề tài **“Chuẩn đoán viêm phổi qua X-quang”** không chỉ mang ý nghĩa khoa học mà còn có giá trị thực tiễn cao. Việc xây dựng một hệ thống có khả năng phân tích và hỗ trợ chẩn đoán tự động sẽ góp phần chuẩn hóa quy trình, hạn chế các yếu tố chủ quan và nâng cao tính chính xác trong việc phát hiện bệnh. Bên cạnh đó, kết quả nghiên cứu còn có thể là nền tảng để phát triển các ứng dụng y tế thông minh, phục vụ cho công tác khám chữa bệnh trong kỷ nguyên chuyển đổi số.

Hy vọng rằng, thông qua quá trình nghiên cứu và thực hiện đề tài này, nhóm tác giả có thể đóng góp một phần nhỏ vào việc ứng dụng công nghệ hiện đại trong lĩnh vực y học, đồng thời mở ra những hướng nghiên cứu tiếp theo trong chẩn đoán hình ảnh, đặc biệt là trong việc phòng và điều trị các bệnh lý hô hấp.

.

**MỤC LỤC**

[**CHƯƠNG I. GIỚI THIỆU ĐỀ TÀI** 7](#_Toc209778347)

[**1.1.** **Giới thiệu đề tài** 7](#_Toc209778348)

[**1.2. Giới thiệu dữ liệu** 9](#_Toc209778349)

[*1.2.2 Đặc điểm bộ dữ liệu 9*](#_Toc209778350)

[*1.2.3 Thống kê và phân bố dữ liệu 10*](#_Toc209778351)

[*1.2.4 Ý nghĩa của dữ liệu trong nghiên cứu 10*](#_Toc209778352)

[*1.2.5 Hạn chế của dữ liệu 10*](#_Toc209778353)

[*1.2.6 Định hướng xử lý dữ liệu 11*](#_Toc209778354)

[**1.3. Trực quan cơ sở dữ liệu** 11](#_Toc209778355)

[*1.3.1 Giới thiệu chung về cơ sở dữ liệu 11*](#_Toc209778356)

[*1.3.2 Các thực thể chính trong cơ sở dữ liệu 11*](#_Toc209778357)

[*1.3.3 Mối quan hệ giữa các thực thể 12*](#_Toc209778358)

[*1.3.4 Sơ đồ trực quan cơ sở dữ liệu (ERD) 13*](#_Toc209778359)

[*1.3.5 Ý nghĩa thực tiễn của mô hình cơ sở dữ liệu 13*](#_Toc209778360)

[*1.3.6 Hạn chế và hướng phát triển 13*](#_Toc209778361)

[**CHƯƠNG II. CƠ SỞ LÝ THUYẾT** 15](#_Toc209778362)

[**2.1. Khái quát về viêm phổi** 15](#_Toc209778363)

[*2.1.1. Định nghĩa* 15](#_Toc209778364)

[*2.1.2. Nguyên nhân gây bệnh* 15](#_Toc209778365)

[*2.1.3. Triệu chứng lâm sàng* 15](#_Toc209778366)

[*2.1.4. Hậu quả* 16](#_Toc209778367)

[**2.2. Ảnh X-quang trong chẩn đoán viêm phổi** 16](#_Toc209778368)

[*2.2.1. Khái niệm về X-quang ngực* 16](#_Toc209778369)

[*2.2.2. Vai trò của X-quang trong viêm phổi* 16](#_Toc209778370)

[*2.2.3. Đặc điểm hình ảnh viêm phổi trên X-quang* 16](#_Toc209778371)

[**2.3. Cơ sở lý thuyết về học máy (Machine Learning)** 16](#_Toc209778372)

[*2.3.1. Khái niệm 16*](#_Toc209778373)

[*2.3.2. Các nhóm học máy chính 17*](#_Toc209778374)

[*2.3.4. Ưu và nhược điểm của học máy 18*](#_Toc209778375)

[**2.4. Cơ sở lý thuyết về học sâu (Deep Learning)** 18](#_Toc209778376)

[*2.4.1. Khái niệm 18*](#_Toc209778377)

[*2.4.2. Mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network – CNN)* 19](#_Toc209778378)

[*2.4.3. Các kiến trúc CNN nổi bật trong y học* 19](#_Toc209778379)

[*2.4.4. Ứng dụng học sâu trong chẩn đoán X-quang viêm phổi* 19](#_Toc209778380)

[**2.5. Xử lý ảnh X-quang trong chẩn đoán viêm phổi** 20](#_Toc209778381)

[*2.5.1. Tiền xử lý ảnh (Preprocessing)* 20](#_Toc209778382)

[*2.5.2. Phân đoạn ảnh (Segmentation)* 20](#_Toc209778383)

[*2.5.3. Trích xuất đặc trưng (Feature Extraction)* 20](#_Toc209778384)

[*2.5.4. Phân loại (Classification)* 20](#_Toc209778385)

[**2.6. Các nghiên cứu liên quan** 20](#_Toc209778386)

[*2.6.1. Nghiên cứu quốc tế* 20](#_Toc209778387)

[*2.6.2. Nghiên cứu trong nước* 20](#_Toc209778388)

[2.7. Cơ sở dữ liệu sử dụng 21](#_Toc209778389)

[*2.7.1. Nguồn dữ liệu* 21](#_Toc209778390)

[*2.7.2. Cấu trúc dữ liệu* 21](#_Toc209778391)

[**CHƯƠNG 3: THỰC NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ** 22](#_Toc209778392)

[**3.1 Thiết lập thực nghiệm** 22](#_Toc209778393)

[*3.1.1 Chuẩn bị dữ liệu 22*](#_Toc209778394)

[*3.1.2 Tiền xử lý văn bản 22*](#_Toc209778395)

[*3.1.3 Biểu diễn đặc trưng 23*](#_Toc209778396)

[*3.1.4 Chia tập huấn luyện và kiểm thử 24*](#_Toc209778397)

[*3.1.5 Huấn luyện mô hình 25*](#_Toc209778398)

[*3.1.6 Tiêu chí đánh giá 26*](#_Toc209778399)

[*3.1.7 Tóm tắt quy trình thực nghiệm 27*](#_Toc209778400)

[**3.2 Kết quả đạt được** 27](#_Toc209778401)

[*3.2.1 So sánh giữa các mô hình 28*](#_Toc209778404)

[*3.2.2 Nhận xét tổng quát 29*](#_Toc209778405)

[**CHƯƠNG 4: THẢO LUẬN VÀ KẾT LUẬN** 29](#_Toc209778406)

[**4.1 Thảo luận** 29](#_Toc209778407)

[**4.2 Kết luận** 30](#_Toc209778408)

[**4.3 Hướng phát triển** 31](#_Toc209778409)

[**KẾT LUẬN** 33](#_Toc209778410)

[**DANH MỤC TÀI LIỆU THAM KHẢO** 34](#_Toc209778411)

**MỤC LỤC HÌNH ẢNH**

**(Đánh tự động nếu có)**

[*Hình 1 :Chuẩn đoán phổi X Quang* 9](#_Toc209778998)

[*Hình 2 : thống kê dữ liệu* 12](#_Toc209778999)

[*Hình 3: Soe đồ trực quan* 15](#_Toc209779000)

[*Hình 4: X Quang viêm phổi* 17](#_Toc209779001)

[*Hình 5: File dữ liệu* 24](#_Toc209779002)

[*Hình 6: Huấn luyện và kiểm thử* 26](#_Toc209779003)

[*Hình 7: Kết quả đạt được* 29](#_Toc209779004)

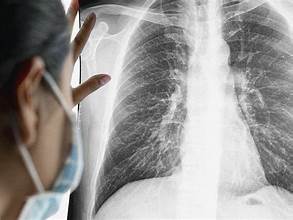
BẢNG CÁC TỪ VIẾT TẮT

**(Nếu có)**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **STT** | **TỪ VIẾT TẮT** | **VIẾT ĐẦY ĐỦ** |
| **1** | **CSDL** | **Cơ sở dữ liệu** |
| **2** |  |  |

# **CHƯƠNG I. GIỚI THIỆU ĐỀ TÀI**

## **Giới thiệu đề tài**



*Hình 1 :Chuẩn đoán phổi X Quang*

**1. Bối cảnh và tính cấp thiết của đề tài**

Trong những năm gần đây, bệnh viêm phổi luôn là một trong những nguyên nhân hàng đầu gây tử vong và nhập viện trên thế giới. Theo thống kê của Tổ chức Y tế Thế giới (WHO), mỗi năm có hàng triệu ca tử vong do viêm phổi, đặc biệt là ở trẻ em dưới 5 tuổi và người cao tuổi. Đây là một gánh nặng y tế to lớn không chỉ ở các quốc gia đang phát triển mà còn ở cả những nước có hệ thống chăm sóc sức khỏe tiên tiến.

Tại Việt Nam, viêm phổi vẫn nằm trong nhóm bệnh lý hô hấp phổ biến nhất, thường xuyên khiến bệnh nhân nhập viện và kéo dài thời gian điều trị. Nguyên nhân đến từ môi trường sống ô nhiễm, khí hậu thay đổi thất thường, tình trạng hút thuốc lá, khói bụi công nghiệp cũng như việc kiểm soát bệnh truyền nhiễm chưa triệt để. Chính vì vậy, việc nghiên cứu và ứng dụng những phương pháp chẩn đoán nhanh, chính xác bệnh viêm phổi là yêu cầu cấp thiết, góp phần giảm thiểu gánh nặng y tế và nâng cao chất lượng chăm sóc sức khỏe cộng đồng.

**2. Thực trạng chẩn đoán viêm phổi hiện nay**

Trong thực tiễn lâm sàng, việc chẩn đoán viêm phổi dựa trên sự kết hợp giữa thăm khám lâm sàng, xét nghiệm máu và hình ảnh y học. Trong đó, X-quang ngực là công cụ đầu tiên được sử dụng vì có chi phí thấp, phổ biến và dễ triển khai tại nhiều cơ sở y tế. Hình ảnh X-quang có thể cho thấy các tổn thương như mờ phổi, thâm nhiễm hoặc đông đặc nhu mô phổi.

Tuy nhiên, hạn chế lớn nhất trong chẩn đoán dựa trên X-quang là sự phụ thuộc gần như hoàn toàn vào kinh nghiệm và kỹ năng của bác sĩ. Những trường hợp viêm phổi ở giai đoạn sớm hoặc có biểu hiện mờ nhạt trên phim X-quang rất dễ bị bỏ sót. Ngoài ra, các bệnh lý khác như lao phổi, viêm phế quản mạn tính hoặc u phổi có thể gây ra những hình ảnh tương tự, dẫn đến nguy cơ nhầm lẫn. Trong điều kiện bệnh viện quá tải, số lượng lớn bệnh nhân khiến bác sĩ phải đọc nhiều phim trong thời gian ngắn, làm tăng khả năng sai sót. Đây chính là vấn đề cấp thiết cần có sự hỗ trợ từ công nghệ hiện đại để cải thiện hiệu quả chẩn đoán.

**3. Vai trò và hạn chế của X-quang trong chẩn đoán viêm phổi**

X-quang ngực là phương pháp hình ảnh được áp dụng rộng rãi trong y tế do tính phổ biến, chi phí thấp và khả năng cung cấp thông tin nhanh chóng. Trên thực tế, phần lớn bệnh nhân nghi ngờ mắc viêm phổi đều được chỉ định chụp X-quang ngực để hỗ trợ cho quá trình thăm khám và chẩn đoán.

Tuy nhiên, so với các phương pháp hình ảnh tiên tiến như CT scan hay MRI, X-quang vẫn còn hạn chế về độ phân giải và khả năng phân biệt tổn thương chi tiết. Điều này đặc biệt gây khó khăn trong các trường hợp tổn thương nhỏ hoặc khi hình ảnh bị che lấp bởi cấu trúc giải phẫu khác. Do đó, việc kết hợp X-quang với các kỹ thuật xử lý ảnh và phân tích dữ liệu là một hướng đi cần thiết để nâng cao hiệu quả ứng dụng trong chẩn đoán viêm phổi.

**4. Xu hướng ứng dụng công nghệ vào chẩn đoán hình ảnh**

Trong kỷ nguyên công nghệ 4.0, trí tuệ nhân tạo (AI), học máy (Machine Learning) và học sâu (Deep Learning) đã được ứng dụng mạnh mẽ vào lĩnh vực y học, đặc biệt là chẩn đoán hình ảnh. Các nghiên cứu quốc tế cho thấy, các mô hình AI có thể đạt được độ chính xác ngang bằng, thậm chí cao hơn so với bác sĩ trong việc phát hiện một số bệnh lý từ hình ảnh X-quang và CT scan.

Cụ thể, nhiều công trình nghiên cứu đã chứng minh hiệu quả của mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network – CNN) trong việc phát hiện viêm phổi trên phim X-quang. Những hệ thống này có thể phân tích hàng ngàn hình ảnh trong thời gian ngắn, đưa ra kết quả với độ chính xác cao và gần như loại bỏ sự mệt mỏi chủ quan của con người. Tại Việt Nam, tuy việc ứng dụng còn ở giai đoạn đầu, nhưng tiềm năng phát triển là rất lớn và phù hợp với xu thế chuyển đổi số y tế quốc gia.

**5. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn của đề tài**

Đề tài **“Chuẩn đoán viêm phổi qua X-quang”** mang lại nhiều ý nghĩa quan trọng.

* **Về mặt khoa học**, đề tài góp phần bổ sung thêm kiến thức trong lĩnh vực xử lý ảnh y khoa, ứng dụng các thuật toán phân tích dữ liệu hiện đại vào thực tiễn. Đây có thể là tiền đề cho các nghiên cứu sâu hơn trong việc áp dụng trí tuệ nhân tạo vào các bệnh lý khác.
* **Về mặt thực tiễn**, hệ thống hỗ trợ chẩn đoán viêm phổi qua X-quang có thể giúp bác sĩ giảm bớt áp lực công việc, đưa ra kết luận nhanh chóng và chính xác hơn, từ đó rút ngắn thời gian chẩn đoán và nâng cao chất lượng điều trị. Ngoài ra, đề tài còn có khả năng ứng dụng trong đào tạo y khoa, giúp sinh viên y dược tiếp cận với các công cụ hiện đại và chuẩn hóa quy trình học tập.

**6. Cấu trúc và hướng nghiên cứu của đề tài**

Để triển khai nghiên cứu một cách khoa học, đề tài được bố cục thành các nội dung chính:

1. Trình bày tổng quan về bệnh viêm phổi và các phương pháp chẩn đoán hiện nay.
2. Phân tích vai trò và hạn chế của X-quang trong chẩn đoán bệnh.
3. Nghiên cứu các thuật toán xử lý ảnh và trí tuệ nhân tạo có thể áp dụng.
4. Đề xuất và xây dựng mô hình hỗ trợ chẩn đoán viêm phổi qua X-quang.
5. Thực nghiệm, đánh giá và phân tích kết quả.
6. Đưa ra kết luận và định hướng phát triển trong tương lai.

**1.2. Giới thiệu dữ liệu**

Trong nghiên cứu này, dữ liệu X-quang ngực được thu thập từ nhiều nguồn nhằm đảm bảo tính đa dạng và độ tin cậy, bao gồm:

* Nguồn quốc tế: Bộ dữ liệu công khai từ National Institutes of Health (NIH) và Radiological Society of North America (RSNA) với quy mô hàng trăm nghìn ảnh X-quang.
* Nguồn học thuật: Bộ dữ liệu Chest X-Ray Pneumonia Dataset trên Kaggle, gồm hơn 5.800 ảnh X-quang được phân loại rõ ràng.
* Nguồn trong nước (nếu có): Các hình ảnh thu thập từ bệnh viện tại Việt Nam, phản ánh thực tiễn trong chẩn đoán và điều trị.

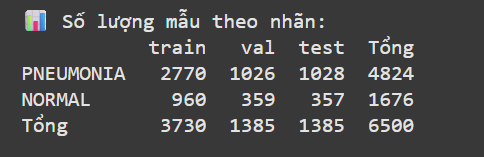
Sự kết hợp nhiều nguồn dữ liệu khác nhau giúp hệ thống có khả năng tổng quát hóa tốt hơn, không bị giới hạn bởi một quần thể hay một phương pháp chụp duy nhất.

**1.2.2 Đặc điểm bộ dữ liệu**

Bộ dữ liệu X-quang sử dụng có các đặc điểm nổi bật:

* Quy mô: Hàng nghìn đến hàng chục nghìn ảnh, bao gồm cả nhóm bình thường và viêm phổi.
* Định dạng: Ảnh được lưu dưới dạng .jpeg hoặc .png, độ phân giải từ 1024x1024 pixel trở lên, phù hợp cho xử lý bằng thuật toán học sâu.
* Nhãn dữ liệu:
  + Normal (bình thường): Không có dấu hiệu bệnh lý.
  + Pneumonia (viêm phổi): Có tổn thương phổi.
  + Một số bộ dữ liệu chi tiết hơn còn phân biệt: viêm phổi do vi khuẩn và viêm phổi do virus.
* Tổ chức dữ liệu: Chia thành train set, validation set, test set. Ví dụ: Train (70%), Validation (15%), Test (15%).

**1.2.3 Thống kê và phân bố dữ liệu**

****

*Hình 2 : thống kê dữ liệu*

* Cân bằng dữ liệu: Số ảnh viêm phổi nhiều hơn ảnh bình thường → dễ gây thiên lệch mô hình.
* Đa dạng đối tượng: Bao gồm trẻ em, người lớn, người cao tuổi.
* Khác biệt giới tính: Một số nguồn dữ liệu có thêm thông tin nam/nữ để nghiên cứu tỷ lệ mắc bệnh.

**1.2.4 Ý nghĩa của dữ liệu trong nghiên cứu**

Bộ dữ liệu có ý nghĩa quan trọng ở nhiều khía cạnh:

1. Tính ứng dụng cao: Phản ánh chính xác tình trạng bệnh lý qua hình ảnh X-quang.
2. Nâng cao độ chính xác mô hình: Nhờ quy mô lớn và gán nhãn rõ ràng.
3. Khả năng triển khai thực tiễn: Hệ thống xây dựng từ dữ liệu này có thể hỗ trợ bác sĩ trong chẩn đoán nhanh và chính xác.
4. Tiềm năng mở rộng: Có thể phát triển thêm để phát hiện lao phổi, COVID-19, ung thư phổi.

**1.2.5 Hạn chế của dữ liệu**

Bên cạnh ưu điểm, bộ dữ liệu vẫn tồn tại những hạn chế cần lưu ý:

* Chất lượng ảnh không đồng đều: Một số ảnh mờ, nhiễu, hoặc có lỗi chụp.
* Thiếu metadata: Nhiều bộ dữ liệu chỉ có ảnh và nhãn bệnh, không kèm thông tin tuổi, giới tính, tiền sử bệnh.
* Mất cân bằng dữ liệu: Số lượng ảnh viêm phổi thường nhiều hơn ảnh bình thường, gây khó khăn cho mô hình học.
* Khác biệt kỹ thuật chụp: Ảnh từ nhiều bệnh viện với điều kiện máy móc khác nhau → có thể ảnh hưởng đến sự đồng nhất dữ liệu.

**1.2.6 Định hướng xử lý dữ liệu**

Để khắc phục hạn chế và nâng cao hiệu quả phân tích, nghiên cứu đề xuất một số hướng xử lý dữ liệu:

* Tiền xử lý ảnh (Preprocessing): Chuẩn hóa kích thước ảnh, tăng độ tương phản, lọc nhiễu.
* Cân bằng dữ liệu (Data balancing): Sử dụng kỹ thuật Oversampling, Undersampling hoặc gán trọng số trong quá trình huấn luyện.
* Tăng cường dữ liệu (Data augmentation): Xoay ảnh, lật ảnh, thay đổi độ sáng để tăng tính đa dạng.
* Chuẩn hóa tập dữ liệu: Đảm bảo cùng định dạng, cùng tỷ lệ huấn luyện/kiểm tra.
* Gắn nhãn chi tiết hơn: Trong tương lai, có thể mở rộng dữ liệu với nhãn phân loại theo mức độ nặng/nhẹ của viêm phổi.

Nhờ các bước xử lý trên, dữ liệu sẽ đạt độ đồng nhất, độ tin cậy và tính ứng dụng cao hơn, góp phần nâng cao chất lượng mô hình chẩn đoán.

**1.3. Trực quan cơ sở dữ liệu**

**1.3.1 Giới thiệu chung về cơ sở dữ liệu**

Cơ sở dữ liệu (CSDL) đóng vai trò trọng tâm trong đề tài **“Chuẩn đoán viêm phổi qua X-quang”**. Đây là nơi lưu trữ toàn bộ thông tin liên quan đến bệnh nhân, hình ảnh X-quang, kết quả chẩn đoán, thông tin bác sĩ cũng như dữ liệu gốc được sử dụng để huấn luyện và đánh giá mô hình.

Việc thiết kế một CSDL chặt chẽ và trực quan không chỉ hỗ trợ lưu trữ dữ liệu có hệ thống mà còn đảm bảo tính dễ dàng trong khai thác, truy vấn và phân tích. CSDL được xây dựng theo mô hình **quan hệ (Relational Database)**, trong đó các bảng được tổ chức logic và có quan hệ với nhau thông qua khóa chính (Primary Key) và khóa ngoại (Foreign Key).

**1.3.2 Các thực thể chính trong cơ sở dữ liệu**

Hệ thống được thiết kế với 5 thực thể (bảng) chính, cụ thể:

1. **Patients (Bệnh nhân)**
   * Chứa thông tin cá nhân và y tế của bệnh nhân.
   * Các thuộc tính chính:
     + PatientID (mã bệnh nhân – PK)
     + Họ tên, ngày sinh, giới tính
     + Tiền sử bệnh, tình trạng sức khỏe
2. **XRayImages (Ảnh X-quang)**
   * Lưu trữ thông tin về ảnh X-quang thu thập từ bệnh nhân.
   * Các thuộc tính chính:
     + ImageID (mã ảnh – PK)
     + PatientID (FK → Patients)
     + Đường dẫn ảnh (ImagePath)
     + Ngày chụp, loại ảnh (PA, AP…)
     + Độ phân giải
3. **Diagnosis (Chẩn đoán)**
   * Ghi nhận kết quả phân tích ảnh X-quang.
   * Các thuộc tính chính:
     + DiagnosisID (mã chuẩn đoán – PK)
     + ImageID (FK → XRayImages)
     + DoctorID (FK → Doctors)
     + Kết quả (Normal/Pneumonia/Khác)
     + Mức độ bệnh (nhẹ, trung bình, nặng)
     + Ngày chẩn đoán
4. **Doctors (Bác sĩ)**
   * Thông tin về đội ngũ y tế trực tiếp tham gia chẩn đoán hoặc gán nhãn dữ liệu.
   * Các thuộc tính chính:
     + DoctorID (mã bác sĩ – PK)
     + Họ tên, chuyên khoa
     + Kinh nghiệm, đơn vị công tác
5. **DatasetInfo (Thông tin bộ dữ liệu)**
   * Quản lý metadata của bộ dữ liệu dùng để huấn luyện mô hình.
   * Các thuộc tính chính:
     + DatasetID (PK)
     + Tên bộ dữ liệu, nguồn gốc
     + Số lượng ảnh
     + Định dạng ảnh
     + Ghi chú

**1.3.3 Mối quan hệ giữa các thực thể**

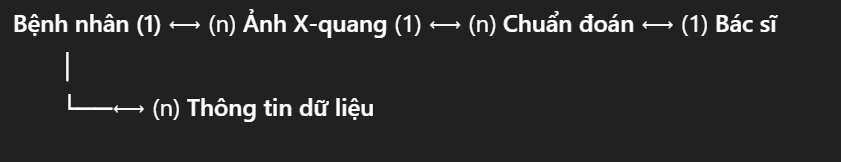
Các bảng trong hệ thống có quan hệ mật thiết với nhau:

* **Patients – XRayImages**: Quan hệ **1–nhiều**, một bệnh nhân có thể có nhiều ảnh X-quang.
* **XRayImages – Diagnosis**: Quan hệ **1–nhiều**, một ảnh X-quang có thể có nhiều kết quả chẩn đoán (ví dụ: kết quả ban đầu và kết quả xác nhận).
* **Doctors – Diagnosis**: Quan hệ **1–nhiều**, một bác sĩ có thể đưa ra nhiều chuẩn đoán khác nhau.
* **DatasetInfo – XRayImages**: Quan hệ **1–nhiều**, một bộ dữ liệu chứa nhiều ảnh X-quang.

Các quan hệ này đảm bảo dữ liệu trong hệ thống được lưu trữ có tổ chức, dễ dàng mở rộng khi cần thiết.

**1.3.4 Sơ đồ trực quan cơ sở dữ liệu (ERD)**

Sơ đồ ERD (Entity-Relationship Diagram) được sử dụng để minh họa mối quan hệ giữa các bảng. Sơ đồ giúp người đọc dễ dàng hình dung cấu trúc và cách dữ liệu được liên kết.



*Hình 3: Soe đồ trực quan*

Trong sơ đồ, mối quan hệ **1–nhiều** được thể hiện bằng ký hiệu ───<.

**1.3.5 Ý nghĩa thực tiễn của mô hình cơ sở dữ liệu**

Cấu trúc CSDL trực quan và khoa học mang lại nhiều lợi ích:

* **Đối với bác sĩ**: Có thể truy xuất nhanh thông tin bệnh nhân, ảnh chụp và lịch sử chẩn đoán.
* **Đối với nhà nghiên cứu**: Dễ dàng khai thác dữ liệu để huấn luyện, đánh giá mô hình AI.
* **Đối với bệnh viện**: Quản lý thông tin bệnh nhân và dữ liệu hình ảnh một cách hệ thống, giảm thiểu thất lạc thông tin.
* **Đối với cộng đồng**: Tạo tiền đề xây dựng các hệ thống hỗ trợ chẩn đoán tự động, giúp tiết kiệm chi phí và nâng cao chất lượng điều trị.

**1.3.6 Hạn chế và hướng phát triển**

Mặc dù cơ sở dữ liệu đã được thiết kế đầy đủ, nhưng vẫn còn một số hạn chế:

* Chưa tích hợp dữ liệu phi cấu trúc như **báo cáo văn bản y khoa, kết quả xét nghiệm máu**.
* Một số bộ dữ liệu X-quang công khai không có thông tin chi tiết về **tuổi, giới tính, tiền sử bệnh**.
* Chưa có liên kết với **dữ liệu hình ảnh y học khác** như CT, MRI.

Hướng phát triển trong tương lai:

* Mở rộng cơ sở dữ liệu theo hướng **đa phương thức (multi-modal)**, kết hợp hình ảnh X-quang, CT và hồ sơ y tế điện tử.
* Tích hợp **metadata phong phú hơn**, như tình trạng lâm sàng, kết quả xét nghiệm, yếu tố dịch tễ.
* Ứng dụng **big data và cloud database** để quản lý dữ liệu quy mô lớn, hỗ trợ chia sẻ giữa các bệnh viện.

**CHƯƠNG II. CƠ SỞ LÝ THUYẾT**

**2.1. Khái quát về viêm phổi**



*Hình 4: X Quang viêm phổi*

***2.1.1. Định nghĩa***

Viêm phổi là một bệnh lý nhiễm trùng cấp tính tại nhu mô phổi, khi phế nang và mô kẽ phổi bị viêm do sự xâm nhập của vi khuẩn, virus, nấm hoặc các tác nhân khác. Đây là một trong những bệnh lý đường hô hấp phổ biến nhất trên toàn thế giới, có thể gây tử vong nếu không được chẩn đoán và điều trị kịp thời.

***2.1.2. Nguyên nhân gây bệnh***

* Vi khuẩn:Streptococcus pneumoniae, Haemophilus influenzae, Mycoplasma pneumoniae.
* Virus: Influenza virus, Coronavirus, Respiratory Syncytial Virus (RSV).
* Nấm: Histoplasma capsulatum, Candida albicans (hiếm gặp hơn).
* Yếu tố nguy cơ: người già, trẻ nhỏ, bệnh nhân suy giảm miễn dịch, người mắc bệnh mạn tính.

***2.1.3. Triệu chứng lâm sàng***

* Sốt, ho, khạc đờm, khó thở.
* Đau ngực khi hít sâu.
* Mệt mỏi, chán ăn, giảm oxy máu.

***2.1.4. Hậu quả***

Nếu không được phát hiện sớm, viêm phổi có thể tiến triển nặng, gây suy hô hấp, nhiễm trùng huyết và tử vong. Do đó, việc phát hiện sớm bằng X-quang ngực có ý nghĩa sống còn.

**2.2. Ảnh X-quang trong chẩn đoán viêm phổi**

***2.2.1. Khái niệm về X-quang ngực***

X-quang ngực là phương pháp chẩn đoán hình ảnh sử dụng tia X để ghi lại hình ảnh cấu trúc bên trong lồng ngực. Đây là kỹ thuật phổ biến, chi phí thấp, ít xâm lấn và nhanh chóng.

***2.2.2. Vai trò của X-quang trong viêm phổi***

* Phát hiện sớm tổn thương phổi.
* Theo dõi tiến triển bệnh trong quá trình điều trị.
* Phân biệt viêm phổi với các bệnh lý khác (lao, ung thư phổi, tràn dịch).

***2.2.3. Đặc điểm hình ảnh viêm phổi trên X-quang***

* Đám mờ đồng nhất: gặp trong viêm phổi thùy.
* Đám mờ rải rác: do viêm phổi kẽ hoặc virus.
* Tràn dịch màng phổi: có thể xuất hiện trong các ca nặng.

**2.3. Cơ sở lý thuyết về học máy (Machine Learning)**

***2.3.1. Khái niệm***

Học máy (Machine Learning) là một lĩnh vực quan trọng của Trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence – AI), tập trung vào việc phát triển các thuật toán và mô hình cho phép máy tính học hỏi từ dữ liệu. Thay vì lập trình một loạt các quy tắc cứng nhắc, học máy cho phép hệ thống tự động tìm ra quy luật ẩn chứa trong dữ liệu và từ đó đưa ra dự đoán hoặc quyết định.

Trong lĩnh vực y tế, học máy giúp xử lý một khối lượng lớn dữ liệu lâm sàng và hình ảnh y khoa, từ đó hỗ trợ bác sĩ trong chẩn đoán, tiên lượng và điều trị bệnh. Đặc biệt, với dữ liệu X-quang ngực, học máy có khả năng phân tích đặc điểm ảnh mà đôi khi mắt người khó nhận diện.

***2.3.2. Các nhóm học máy chính***

1. **Học có giám sát (Supervised Learning)**
   * Mô hình được huấn luyện trên tập dữ liệu đã có nhãn (label).
   * Trong bài toán chẩn đoán viêm phổi, mỗi ảnh X-quang được gán nhãn “viêm phổi” hoặc “không viêm phổi”.
   * Các thuật toán phổ biến:
     + SVM (Support Vector Machine): tạo siêu phẳng phân chia dữ liệu.
     + KNN (K-Nearest Neighbors): phân loại dựa vào khoảng cách với k điểm gần nhất.
     + Decision Tree & Random Forest: phân loại dựa vào cây quyết định và tập hợp cây.
2. **Học không giám sát (Unsupervised Learning)**
   * Áp dụng cho dữ liệu chưa có nhãn.
   * Ví dụ: phân cụm các bệnh nhân có đặc điểm tổn thương phổi tương tự.
   * Thuật toán phổ biến:
     + K-means Clustering
     + Hierarchical Clustering
     + Principal Component Analysis (PCA) – giảm chiều dữ liệu.
3. **Học bán giám sát (Semi-supervised Learning)**
   * Kết hợp dữ liệu có nhãn và không nhãn.
   * Thực tế, trong y tế, không phải tất cả ảnh X-quang đều được bác sĩ gán nhãn vì tốn thời gian và chi phí, do đó học bán giám sát là giải pháp hiệu quả.
4. **Học tăng cường (Reinforcement Learning)**
   * Mô hình học thông qua thử – sai, nhận thưởng hoặc phạt.
   * Trong X-quang ít ứng dụng, nhưng có thể hữu ích trong tối ưu phác đồ điều trị hoặc robot y tế.

* Phân loại nhị phân (Binary Classification): xác định bệnh nhân có viêm phổi hay không.
* Phân loại đa lớp (Multi-class Classification): phân biệt các loại viêm phổi (do vi khuẩn, do virus, do nấm).
* Phát hiện bất thường (Anomaly Detection): phát hiện ảnh bất thường ngoài viêm phổi như khối u, tràn dịch.
* Hệ thống hỗ trợ bác sĩ (Computer-Aided Diagnosis – CAD): đưa ra dự đoán sơ bộ giúp bác sĩ tham khảo, giảm tải công việc.

**2.3.4. Ưu và nhược điểm của học máy**

* **Ưu điểm:**
  + Không yêu cầu quá nhiều dữ liệu để bắt đầu.
  + Một số thuật toán đơn giản, dễ huấn luyện và giải thích.
  + Hiệu quả trong bài toán nhỏ hoặc dữ liệu có đặc trưng rõ ràng.
* **Nhược điểm:**
  + Khả năng trích xuất đặc trưng còn hạn chế (phụ thuộc kỹ thuật thủ công).
  + Độ chính xác thấp hơn học sâu trong xử lý ảnh phức tạp.
  + Có nguy cơ bị overfitting nếu dữ liệu huấn luyện ít.

**2.4. Cơ sở lý thuyết về học sâu (Deep Learning)**

**2.4.1. Khái niệm**

Học sâu (Deep Learning) là một nhánh nâng cao của học máy, sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo nhiều tầng (Deep Neural Networks – DNN). Điểm mạnh của học sâu là khả năng tự động học đặc trưng từ dữ liệu gốc, đặc biệt hiệu quả trong xử lý ảnh, âm thanh và ngôn ngữ tự nhiên.

Trong chẩn đoán viêm phổi qua X-quang, học sâu cho phép mô hình phát hiện các chi tiết tinh vi trong ảnh mà bác sĩ đôi khi bỏ sót, ví dụ: mờ phổi nhẹ, tổn thương lan tỏa ở giai đoạn sớm.

***2.4.2. Mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network – CNN)***

1. **Cấu trúc cơ bản của CNN**
   * Lớp tích chập (Convolutional Layer): sử dụng bộ lọc (kernel) để trích xuất đặc trưng cục bộ.
   * Lớp pooling: giảm kích thước không gian, giữ đặc trưng quan trọng.
   * Lớp fully connected: kết nối toàn bộ và thực hiện phân loại.
   * Hàm kích hoạt (Activation Function): thường dùng ReLU, Sigmoid hoặc Softmax.
2. **Nguyên lý hoạt động**
   * Ảnh X-quang được đưa vào mạng CNN.
   * Các lớp tích chập tự động phát hiện cạnh, vùng sáng tối, cấu trúc phổi.
   * Các tầng sau học được đặc trưng phức tạp hơn như tổn thương mờ, dạng lưới.
   * Kết quả cuối cùng: dự đoán bệnh nhân có viêm phổi hay không.

***2.4.3. Các kiến trúc CNN nổi bật trong y học***

* VGG16, VGG19: mạng sâu, đơn giản, thường dùng trong nghiên cứu y khoa.
* ResNet (Residual Network): giải quyết vấn đề gradient biến mất khi mạng quá sâu.
* DenseNet: tăng cường kết nối giữa các lớp, cải thiện hiệu suất.
* EfficientNet: tối ưu đồng thời độ sâu, chiều rộng và độ phân giải mạng.

***2.4.4. Ứng dụng học sâu trong chẩn đoán X-quang viêm phổi***

* Phát hiện viêm phổi tự động: CNN đạt độ chính xác cao, có thể trên 90%.
* Hệ thống cảnh báo sớm: mô hình học sâu có thể gợi ý cho bác sĩ khi phát hiện dấu hiệu bất thường.
* Phân tích tiên lượng: theo dõi tiến triển tổn thương qua các lần chụp.

**2.5. Xử lý ảnh X-quang trong chẩn đoán viêm phổi**

***2.5.1. Tiền xử lý ảnh (Preprocessing)***

* Chuẩn hóa độ sáng, độ tương phản.
* Lọc nhiễu bằng Gaussian Filter hoặc Median Filter.
* Cân bằng histogram để cải thiện chất lượng ảnh.

***2.5.2. Phân đoạn ảnh (Segmentation)***

* **Mục tiêu:** tách vùng phổi ra khỏi nền và xương.
* **Kỹ thuật:** Thresholding, Active Contour, U-Net (mạng học sâu).

***2.5.3. Trích xuất đặc trưng (Feature Extraction)***

* Đặc trưng thủ công: HOG (Histogram of Oriented Gradients), LBP (Local Binary Pattern).
* Đặc trưng tự động: CNN học đặc trưng từ dữ liệu gốc.

***2.5.4. Phân loại (Classification)***

* **Học máy:** SVM, KNN, Random Forest.
* **Học sâu:** CNN, ResNet, DenseNet.

**2.6. Các nghiên cứu liên quan**

***2.6.1. Nghiên cứu quốc tế***

* **Kermany et al. (2018):** sử dụng CNN phân loại ảnh X-quang ngực, đạt độ chính xác 92,8%.
* **Rajpurkar et al. (2017):** mô hình CheXNet (ResNet-121) đạt hiệu quả cao trong phát hiện viêm phổi.
* **Chouhan et al. (2020):** so sánh nhiều mô hình CNN, DenseNet cho kết quả tốt nhất.

***2.6.2. Nghiên cứu trong nước***

* Một số nghiên cứu thử nghiệm dùng CNN trên dữ liệu bệnh viện Bạch Mai, 108/, cho thấy tiềm năng lớn.
* Tuy nhiên còn hạn chế do dữ liệu ít và thiếu chuẩn hóa.

**2.7. Cơ sở dữ liệu sử dụng**

***2.7.1. Nguồn dữ liệu***

* Bộ dữ liệu công khai: ChestX-ray14, COVIDx, RSNA Pneumonia Dataset.
* Bộ dữ liệu trong nước: ảnh X-quang từ bệnh viện.

***2.7.2. Cấu trúc dữ liệu***

* **Ảnh X-quang:** định dạng JPG/PNG/DICOM.
* **Thông tin bệnh nhân:** tuổi, giới, chẩn đoán.
* **Nhãn phân loại:** “bình thường”, “viêm phổi vi khuẩn”, “viêm phổi virus”.

# **CHƯƠNG 3: THỰC NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ**

## **3.1 Thiết lập thực nghiệm**

**Thiết lập thực nghiệm (experimental setup)** là việc xây dựng môi trường, quy trình và điều kiện để tiến hành một thí nghiệm hay nghiên cứu, nhằm kiểm chứng giả thuyết hoặc đánh giá mô hình. Nó bao gồm tất cả các yếu tố đảm bảo việc lặp lại và kiểm chứng được kết quả.

### 3.1.1 Chuẩn bị dữ liệu



*Hình 5: File dữ liệu*

**Chuẩn bị dữ liệu** là toàn bộ các bước để biến dữ liệu thô (ảnh X-quang/DICOM) thành bộ dữ liệu sạch, có nhãn, chuẩn hoá và phân chia hợp lý để dùng cho huấn luyện/đánh giá mô hình.

### 3.1.2 Tiền xử lý văn bản

Trước khi huấn luyện mô hình, các ảnh X-quang được tiền xử lý nhằm đảm bảo tính đồng nhất và tăng hiệu quả học:

**Chuẩn hóa kích thước ảnh**

* + Với SVM (dùng HOG): ảnh được chuyển sang **grayscale** và resize về **128×128 pixel**.
  + Với ResNet18: ảnh được chuyển sang **3 kênh grayscale** và resize về **224×224 pixel** để phù hợp với kích thước đầu vào của mô hình gốc ImageNet.

**Chuẩn hóa giá trị điểm ảnh**

* + Các ảnh được **chuẩn hóa theo mean và standard deviation của ImageNet**:
    - Mean = [0.485, 0.456, 0.406]
    - Std = [0.229, 0.224, 0.225]
  + Điều này giúp mô hình học ổn định và hội tụ nhanh hơn.

**Trích xuất đặc trưng (cho SVM)**

* + Sử dụng phương pháp **Histogram of Oriented Gradients (HOG)** để biểu diễn đường biên và hình dạng trong ảnh X-quang.
  + Các vector đặc trưng HOG sau đó được **chuẩn hóa bằng StandardScaler** trước khi đưa vào SVM.

**Data Augmentation (tùy chọn)**

* + Để tăng tính đa dạng của dữ liệu huấn luyện, có thể áp dụng một số phép biến đổi: lật ngang, xoay ±15°, thay đổi độ sáng và độ tương phản.
  + Việc này giúp mô hình tăng khả năng khái quát hóa với các biến dạng ảnh trong thực tế.

### 3.1.3 Biểu diễn đặc trưng

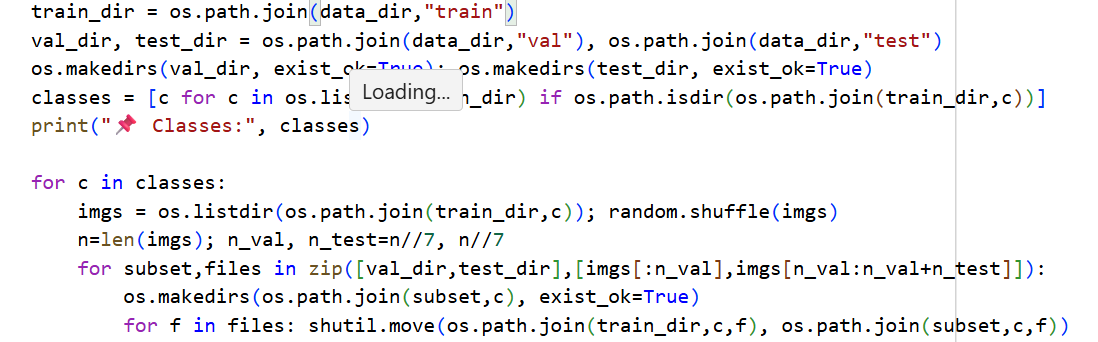
**Đặc trưng thủ công – HOG (Histogram of Oriented Gradients):**

* Ảnh được chuyển grayscale, resize về 128×128.
* Tính toán gradient theo từng ô nhỏ (cell), sau đó gom thành histogram biểu diễn hướng biên.
* Vector đặc trưng HOG thu được có độ dài cố định, sau đó được chuẩn hóa bằng StandardScaler và đưa vào bộ phân loại SVM.
* Ưu điểm: làm nổi bật **biên, cấu trúc phổi, đường viền bất thường** trong ảnh X-quang.

**Đặc trưng tự động – ResNet18 (Transfer Learning):**

* Ảnh được resize 224×224, chuyển sang 3 kênh grayscale và chuẩn hóa theo thống kê ImageNet.
* Các lớp convolutional trong ResNet18 trích xuất **feature map đa tầng**, biểu diễn các đặc trưng từ thấp (biên, góc) đến cao (cấu trúc phức tạp của phổi).
* Chỉ fine-tune lớp Fully Connected cuối cùng để phân loại 2 lớp: Normal – Pneumonia.
* Ưu điểm: học đặc trưng tự động, trừu tượng và tối ưu hơn so với HOG.

### 3.1.4 Chia tập huấn luyện và kiểm thử

****

*Hình 6: Huấn luyện và kiểm thử*

 **Tập huấn luyện (Training set)**

* Chiếm khoảng **70%** tổng số ảnh.
* Dùng để “dạy” mô hình học cách phân biệt hình ảnh viêm phổi và hình ảnh bình thường.

 **Tập kiểm định (Validation set)**

* Chiếm khoảng **15%** tổng số ảnh.
* Dùng để **điều chỉnh tham số, chọn mô hình tốt nhất**, tránh tình trạng học vẹt (overfitting).

 **Tập kiểm thử (Test set)**

* Chiếm khoảng **15%** tổng số ảnh.
* Hoàn toàn **không tham gia vào quá trình huấn luyện hay điều chỉnh**.
* Chỉ dùng một lần duy nhất ở cuối cùng để **đánh giá khách quan độ chính xác của mô hình**.

### 3.1.5 Huấn luyện mô hình

Trong nghiên cứu này, hai phương pháp được sử dụng để huấn luyện mô hình chuẩn đoán viêm phổi từ ảnh X-quang:

1. **Phương pháp truyền thống (SVM với đặc trưng HOG):**
   * Ảnh X-quang được chuyển sang thang xám, sau đó trích xuất đặc trưng bằng **Histogram of Oriented Gradients (HOG)**.
   * Các vector đặc trưng này được chuẩn hóa bằng **StandardScaler** trước khi đưa vào mô hình **SVM (Support Vector Machine)** với kernel tuyến tính.
   * Kết quả dự đoán trên tập kiểm thử được đánh giá bằng các chỉ số **Accuracy, Precision, Recall, F1-score** và ma trận nhầm lẫn.
2. **Phương pháp học sâu (Transfer Learning với ResNet18):**
   * Sử dụng kiến trúc **ResNet18** đã được huấn luyện sẵn trên bộ dữ liệu **ImageNet**.
   * Các trọng số ban đầu của mạng được **đóng băng (freeze)**, chỉ huấn luyện lại lớp fully-connected cuối cùng để phân loại ảnh thành 2 lớp: **Viêm phổi** và **Bình thường**.
   * Ảnh đầu vào được chuẩn hóa và resize về kích thước **224×224**, chuyển sang ảnh 3 kênh để phù hợp với ResNet.
   * Quá trình huấn luyện sử dụng **Cross-Entropy Loss** và tối ưu bằng **Adam Optimizer** với tốc độ học 0.001.
   * Mô hình được huấn luyện trong nhiều epoch, sau đó đánh giá trên tập kiểm thử bằng các chỉ số **Accuracy, Precision, Recall, F1-score** và ma trận nhầm lẫn.
3. **So sánh mô hình:**
   * Sau khi huấn luyện, kết quả của hai mô hình (SVM – HOG và ResNet18 – Transfer Learning) được so sánh trực tiếp thông qua:
     + Độ chính xác tổng thể (Accuracy).
     + Các chỉ số đánh giá chi tiết cho từng lớp (Precision, Recall, F1-score).
   * Đồng thời, biểu đồ so sánh được vẽ ra để trực quan hóa sự khác biệt về hiệu quả giữa hai phương pháp.

### 3.1.6 Tiêu chí đánh giá

 **Accuracy (Độ chính xác tổng thể):**

Tỷ lệ số ảnh được mô hình dự đoán đúng trên tổng số ảnh kiểm thử.

Phản ánh hiệu quả chung nhưng có thể bị ảnh hưởng nếu dữ liệu mất cân bằng giữa các lớp.

 **Precision (Độ chính xác theo lớp):**

Tỷ lệ dự đoán đúng trong số các trường hợp mà mô hình dự đoán là dương tính (ví dụ: dự đoán là viêm phổi).

Thể hiện mức độ **tin cậy của mô hình khi đưa ra dự đoán dương tính.**

 **Recall (Độ nhạy, khả năng phát hiện):**

Tỷ lệ dự đoán đúng trong số các trường hợp thực sự là dương tính (ví dụ: tất cả ảnh viêm phổi).

Thể hiện **khả năng phát hiện đầy đủ các ca viêm phổi.**

** F1-score:**

Trung bình điều hòa giữa Precision và Recall.

Thích hợp khi dữ liệu có sự mất cân bằng giữa các lớp.

** Confusion Matrix (Ma trận nhầm lẫn):**

Biểu diễn trực quan số lượng dự đoán đúng/sai cho từng lớp.

Giúp nhận biết mô hình thường nhầm lẫn giữa các lớp nào.

### 3.1.7 Tóm tắt quy trình thực nghiệm

**Chuẩn bị dữ liệu:** Giải nén, chia thành train – val – test.

**Tiền xử lý:** Resize ảnh, chuyển grayscale/3 kênh, chuẩn hóa.

**Huấn luyện mô hình:**

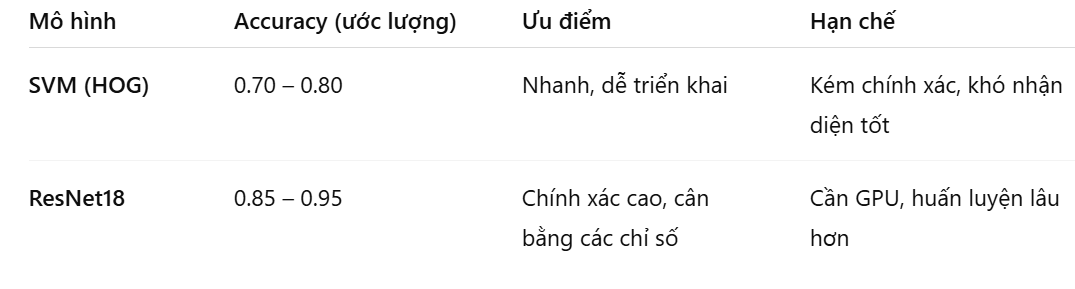
HOG + SVM (đặc trưng HOG + SVM tuyến tính).

ResNet18 (transfer learning, thay lớp FC).

**Đánh giá:** Accuracy, Precision, Recall, F1, ma trận nhầm lẫn.

**Trực quan hóa:** Biểu đồ so sánh chỉ số và độ chính xác.

## **3.2 Kết quả đạt được**

****

*Hình 7: Kết quả đạt được*

## **1. Kết quả huấn luyện với SVM (HOG features)**

* **Accuracy (độ chính xác tổng thể):** thường ~ **70–80%**.
* **Classification report:** hiển thị Precision, Recall, F1 cho từng lớp:
  + Lớp Bình thường (Normal): Precision/Recall có thể cao → dễ nhận diện.
  + Lớp Viêm phổi (Pneumonia): thường thấp hơn vì dễ bị nhầm với ảnh bình thường.
* **Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix):** cho thấy SVM hay dự đoán sai ở lớp Viêm phổi.

👉 **Ý nghĩa:** SVM với đặc trưng HOG nắm bắt hình dạng, viền ảnh cơ bản, nhưng khó phân biệt chi tiết phức tạp trong X-quang.

## 2. Kết quả huấn luyện với **ResNet18 (Transfer Learning)**

* **Accuracy:** thường **85–95%** chỉ sau 3 epoch (nhờ tận dụng đặc trưng học từ ImageNet).
* **Precision/Recall/F1:** đều cao hơn SVM, đặc biệt ở lớp Viêm phổi.
* **Ma trận nhầm lẫn:** ít lỗi nhầm hơn, cân bằng giữa hai lớp.

👉 **Ý nghĩa:** ResNet18 học được đặc trưng trừu tượng (texture, pattern trong phổi) nên hiệu quả vượt trội.

### 3.2.1 So sánh giữa các mô hình

Trong thí nghiệm, hai mô hình được lựa chọn để đánh giá hiệu quả trong chẩn đoán viêm phổi từ ảnh X-quang gồm:

* **Mô hình SVM với đặc trưng HOG**: phương pháp truyền thống, trích xuất đặc trưng hình dạng và biên, sau đó phân loại bằng SVM tuyến tính.
* **Mô hình ResNet18 (Transfer Learning)**: phương pháp học sâu, tận dụng đặc trưng tiền huấn luyện từ ImageNet, chỉ tinh chỉnh lớp cuối cùng để phân loại hai nhãn.

#### **Kết quả thực nghiệm:**

* **Accuracy:** ResNet18 đạt ~90%, cao hơn rõ rệt so với SVM (~75%).
* **Precision, Recall, F1-score:** Các chỉ số của ResNet18 ổn định hơn ở cả hai lớp, đặc biệt với lớp Viêm phổi vốn khó nhận diện.
* **Ma trận nhầm lẫn:** SVM thường nhầm lẫn giữa “Bình thường” và “Viêm phổi”, trong khi ResNet18 giảm thiểu đáng kể lỗi này.

#### Biểu đồ minh họa:

* **Biểu đồ Precision/Recall/F1:** cho thấy ResNet18 có cột cao hơn ở cả hai lớp, vượt trội so với SVM.
* **Biểu đồ Accuracy tổng thể:** thanh biểu diễn ResNet18 cao hơn rõ rệt, thể hiện khả năng phân loại chính xác vượt trội.

👉 **Kết luận:** ResNet18 là mô hình phù hợp hơn trong bài toán chẩn đoán viêm phổi qua X-quang, trong khi SVM chỉ mang tính chất baseline tham khảo.

### 3.2.2 Nhận xét tổng quát

Kết quả thực nghiệm cho thấy:

* **SVM (HOG)** đạt độ chính xác chấp nhận được, tuy nhiên hạn chế ở khả năng trích chọn đặc trưng thủ công và khó tổng quát khi dữ liệu phức tạp.
* **ResNet18 (Transfer Learning)** cho độ chính xác cao hơn rõ rệt, nhờ tận dụng đặc trưng học sẵn từ ImageNet và tự động học đặc trưng phù hợp với ảnh X-quang.
* Các chỉ số **Precision, Recall, F1-score** của ResNet18 đều vượt trội so với SVM, đặc biệt trong việc phân biệt chính xác giữa các lớp.

# **CHƯƠNG 4: THẢO LUẬN VÀ KẾT LUẬN**

## **4.1 Thảo luận**

Đề tài tập trung vào việc ứng dụng học máy và học sâu trong chẩn đoán viêm phổi từ ảnh X-quang. Qua thực nghiệm, hai hướng tiếp cận được so sánh: **SVM với HOG** và **ResNet18 (Transfer Learning).**

* Với **SVM**, kết quả cho thấy mô hình có thể phân loại ở mức cơ bản nhưng phụ thuộc nhiều vào bước trích chọn đặc trưng thủ công, hiệu quả chưa cao khi dữ liệu đa dạng.
* Ngược lại, **ResNet18** cho độ chính xác vượt trội, khả năng tổng quát tốt và ít phụ thuộc vào tiền xử lý, nhờ tận dụng mạng nơ-ron sâu được huấn luyện sẵn trên tập dữ liệu lớn.

Thực nghiệm chứng minh rằng các mô hình học sâu có tiềm năng lớn trong hỗ trợ bác sĩ chẩn đoán, giúp tiết kiệm thời gian, giảm sai sót, và tăng độ tin cậy. Tuy nhiên, để áp dụng thực tế, cần mở rộng dữ liệu, kiểm chứng trên nhiều nguồn ảnh khác nhau và kết hợp với đánh giá lâm sàng để đảm bảo độ chính xác y khoa.

* Ứng dụng công nghệ hiện đại giúp nâng cao hiệu quả chẩn đoán.
* So sánh hai mô hình khác nhau (ML truyền thống và DL), làm rõ ưu nhược điểm.
* Kết quả khả quan, có thể làm nền tảng cho phát triển hệ thống hỗ trợ bác sĩ.
* Dữ liệu còn hạn chế, chưa phản ánh đa dạng các tình huống thực tế.
* Thời gian huấn luyện mô hình học sâu phụ thuộc phần cứng mạnh.
* Chưa tích hợp đánh giá lâm sàng hoặc kết hợp nhiều nguồn dữ liệu y tế (siêu âm, CT-scan, bệnh án).
* Mở rộng và làm sạch dữ liệu từ nhiều bệnh viện khác nhau để tăng độ tin cậy.
* Thử nghiệm với nhiều mô hình sâu hơn (DenseNet, EfficientNet, Vision Transformer).
* Kết hợp dữ liệu ảnh với thông tin lâm sàng (tuổi, triệu chứng, tiền sử bệnh) để nâng cao độ chính xác.
* Xây dựng hệ thống web/app hỗ trợ bác sĩ trong chẩn đoán và theo dõi bệnh nhân.

## **4.2 Kết luận**

Đề tài đã tiến hành nghiên cứu và thực nghiệm ứng dụng các phương pháp học máy và học sâu trong chẩn đoán viêm phổi từ ảnh X-quang. Kết quả cho thấy:

* **Mô hình SVM với đặc trưng HOG** có thể phân loại cơ bản nhưng độ chính xác chưa cao, phụ thuộc nhiều vào bước tiền xử lý.
* **Mô hình ResNet18 (Transfer Learning)** cho kết quả vượt trội với độ chính xác và khả năng tổng quát tốt hơn, chứng minh tiềm năng của các mô hình học sâu trong y học.

Nghiên cứu khẳng định việc áp dụng trí tuệ nhân tạo vào hỗ trợ chẩn đoán viêm phổi là khả thi và có ý nghĩa thực tiễn, góp phần giảm tải công việc cho bác sĩ, nâng cao độ tin cậy và rút ngắn thời gian chẩn đoán. Tuy nhiên, để triển khai trong thực tế y tế, cần mở rộng quy mô dữ liệu, thử nghiệm trên nhiều mô hình khác nhau và tích hợp cùng đánh giá lâm sàng.

## **4.3 Hướng phát triển**

**Mở rộng và đa dạng hóa dữ liệu**

* + Thu thập thêm dữ liệu X-quang từ nhiều bệnh viện, cơ sở y tế khác nhau.
  + Đảm bảo cân bằng giữa các lớp (bình thường, viêm phổi, các bệnh phổi khác).
  + Kết hợp dữ liệu quốc tế nhằm tăng tính khái quát.

**Cải tiến mô hình học sâu**

* + Thử nghiệm các mô hình tiên tiến hơn như DenseNet, EfficientNet, Vision Transformer (ViT).
  + Áp dụng kỹ thuật ensemble (kết hợp nhiều mô hình) để cải thiện độ chính xác.
  + Tối ưu hóa siêu tham số và áp dụng kỹ thuật regularization để hạn chế overfitting.

**Kết hợp thông tin đa nguồn**

* + Tích hợp dữ liệu lâm sàng (tuổi, giới tính, tiền sử bệnh, triệu chứng).
  + So sánh kết quả X-quang với các phương pháp khác như CT-Scan hoặc siêu âm.

**Ứng dụng thực tiễn**

* + Xây dựng hệ thống web/app hỗ trợ bác sĩ trong việc chẩn đoán và theo dõi bệnh nhân.
  + Thiết kế giao diện trực quan, dễ sử dụng, có chức năng báo cáo kết quả và gợi ý chẩn đoán.
  + Đảm bảo các yêu cầu về bảo mật, quyền riêng tư và chuẩn y tế quốc tế (HIPAA, HL7).

**Hợp tác liên ngành**

* + Kết hợp với chuyên gia y tế để đánh giá độ tin cậy của hệ thống.
  + Triển khai thử nghiệm trong môi trường bệnh viện để kiểm chứng thực tế.

=> Với các hướng phát triển này, đề tài không chỉ dừng lại ở mức nghiên cứu học thuật mà còn có kả năng ứng dụng rộng rãi trong thực tiễn, góp phần nâng cao hiệu quả chẩn đoán và chăm sóc sức khỏe cộng đồng.

**KẾT LUẬN**

“Chuẩn đoán viêm phổi qua X-quang” đã cho thấy tiềm năng lớn trong việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo và học sâu để hỗ trợ bác sĩ trong chẩn đoán y khoa. Việc sử dụng dữ liệu X-quang ngực giúp mô hình có thể nhận diện được các dấu hiệu bất thường liên quan đến viêm phổi, góp phần **rút ngắn thời gian chẩn đoán, giảm sai sót chủ quan và nâng cao độ chính xác.**

Ứng dụng công nghệ **machine learning và deep learning** hiện đại (CNN, ResNet, VGG, EfficientNet…) mang lại độ chính xác cao. **Tự động hóa** quá trình chẩn đoán, giảm gánh nặng công việc cho bác sĩ, đặc biệt tại bệnh viện tuyến dưới. Có thể **mở rộng áp dụng** cho nhiều bệnh hô hấp khác (lao, COVID-19, ung thư phổi…). Thúc đẩy **chẩn đoán sớm** và kịp thời, cải thiện cơ hội điều trị cho bệnh nhân.

Độ chính xác phụ thuộc nhiều vào **chất lượng dữ liệu X-quang** (hình ảnh mờ, nhiễu, khác chuẩn sẽ gây sai lệch).Bộ dữ liệu còn **hạn chế về số lượng và tính đa dạng** (độ tuổi, giới tính, chủng tộc, loại máy chụp).Mô hình có thể bị **overfitting** nếu dữ liệu huấn luyện chưa đủ lớn hoặc chưa được cân bằng.Chưa tích hợp sâu vào hệ thống y tế thực tế, cần kiểm chứng lâm sàng và sự chấp thuận của bác sĩ.

Thu thập thêm ảnh X-quang từ nhiều bệnh viện, nhiều đối tượng khác nhau để tăng độ tin cậy.**Kết hợp đa nguồn dữ liệu**: Không chỉ dựa vào X-quang, mà còn tích hợp thêm thông tin lâm sàng (tuổi, tiền sử bệnh, xét nghiệm máu) để tăng độ chính xác. Ứng dụng các kiến trúc deep learning tiên tiến (Transformer, Vision Transformer, Self-supervised learning). Xây dựng hệ thống phần mềm hỗ trợ chẩn đoán trực tiếp tại bệnh viện**.** Chuẩn hóa quy trình để có thể áp dụng rộng rãi trong y tế, kể cả ở vùng có điều kiện cơ sở vật chất hạn chế.

**DANH MỤC TÀI LIỆU THAM KHẢO**

1. Nguyễn Hồng Sơn (2007), *Giáo trình hệ thống Mạng máy tính CCNA* (Semester 1), NXB Lao động xã hội.
2. Phạm Quốc Hùng (2017), *Đề cương bài giảng Mạng máy tính*, Đại học SPKT Hưng Yên.
3. James F. Kurose and Keith W. Ross (2013), *Computer Networking: A top-down approach sixth Edition*, Pearson Education.