

# SỬ DỤNG MÔ HÌNH HỌC SÂU ĐỂ CHẨN ĐOÁN BỆNH VIÊM PHỔI

Trần Duy Thanh

20521925

Đặng Thị Tường Vy

20522176

Quách Minh Triết

20522057

## Mở đầu

Viêm phổi là một bệnh cảnh lâm sàng do tình trạng tổn thương tổ chức phổi ( phế nang, tổ chức liên kết kẽ và tiểu phế quản tận cùng) như phổi bị viêm. Viêm phổi thường gây ra bởi hiện tượng nhiễm trùng do nhiều tác nhân như virus, vi khuẩn, nấm và các vi sinh vật khác như kí sinh trùng thì vẫn có, nhưng chiếm tỉ lệ ít hơn. Việc phát hiện viêm phổi hiện nay đã được thực hiện bằng nhiều phương pháp, nhưng thường phải trải qua nhiều bước xét nghiệm và thời gian chờ đợi kết quả lâu. Vì vậy trong bài báo cáo này, chúng tôi sẽ giới thiệu một phương pháp nhận diện bệnh viêm phổi có độ chính xác cao và trong thời gian ngắn bằng cách sử dụng các mô hình máy học khác nhau, và sẽ tiến hành phân tích ưu, nhược điểm của các mô hình để có một cái nhìn tổng quan hơn về việc áp dụng trí tuệ nhân tạo vào các vấn đề y tế - cụ thể hơn là việc nhận diện bệnh viêm phổi.

### 1. Giới thiệu.

#### 1.1 Về số liệu thống kê.

- Viêm phổi là bệnh phổ biến ảnh hưởng đến khoảng 450 triệu người trên khắp toàn cầu. Đây là căn bệnh gây tử vong ở mọi nhóm tuổi với số ca lên đến 4 triệu người, chiếm xấp xỉ 7% dân số mỗi năm. Tỉ lệ này lớn nhất ở những trẻ dưới 5 tuổi và người già hơn 75 tuổi, đây là bộ phận có sức đề kháng không cao nên dễ gây ra các biến chứng nghiêm trọng. Ở Hoa Kỳ, viêm phổi là bệnh gây tử vong xếp thứ 8. Có hơn 4 triệu người bị sưng phổi mỗi năm, trong đó hơn 40.000 người chết. Là nguyên nhân nhập viện hàng đầu của những người trên 65 tuổi.
- Năm 2008, viêm phổi ở trẻ em khoảng 156 triệu ca ( tuy nhiên tỉ lệ lại khá chênh lệch khi 151 triệu ca ở các nước đang phát triển và 5 triệu ca ở các nước phát triển ). Năm 2010, làm 1.3 triệu trẻ em tử vong, chiếm 18% tổng số ca tử vong đối với trẻ dưới 5 tuổi, trong đó 95% xảy ra ở các nước đang phát triển. Tổ chức Y tế Thế giới ước tính cứ ba đứa trẻ sơ sinh, sẽ có một ca chết do viêm phổi – tỉ lệ đang cực kỳ cao.

#### 1.2 Về những phương pháp đã có trước

- Xét nghiệm máu: Xét nghiệm công thức máu, còn gọi là huyết đồ (CBC = Complete blood count) để kiểm tra hệ thống miễn dịch có đang chống lại nhiễm trùng hay không và cố gắng xác định loại sinh vật gây ra nhiễm trùng. Tuy nhiên không phải lúc nào cũng có thể nhận dạng chính xác.

- Xét nghiệm đờm: Bác sĩ có thể thu thập mẫu đờm từ việc ho hoặc dịch nhầy từ sâu trong phổi, gửi mẫu đến phòng thí nghiệm để kiểm tra. Điều này có thể giúp bác sĩ tìm ra nếu vi khuẩn gây viêm phổi để lên kế hoạch điều trị cụ thể.

- Nuôi cấy dịch màng phổi: Đối với xét nghiệm này, bác sĩ sẽ lấy mẫu chất lỏng từ khoang màng phổi ( một khoảng trống mỏng giữa hai lớp mô lót phổi và khoang ngực) để kiểm tra vi khuẩn có thể gây viêm phổi.

- Đo oxy xung ( pulse oximetry): Xét nghiệm này sử dụng một cảm biến nhỏ được gắn vào ngón tay hoặc tai để ước tính lượng oxy trong máu. Viêm phổi có thể ngăn phổi di chuyển đủ oxy vào máu.

- Nội soi phế quản: Đây là một thủ thuật xét nghiệm để nhìn vào bên trong đường thở của phổi. Đồng thời, thu thập các mẫu chất lỏng từ vị trí viêm phổi hoặc lấy sinh thiết mô phổi nhỏ để giúp tìm ra nguyên nhân gây viêm phổi.

### **1.3 Phương pháp chẩn đoán hình ảnh[2]**

- Ngoài những phương pháp kể trên, còn có một phương pháp khác có thể giúp bác sĩ xác định được viêm phổi. Đó là chẩn đoán hình ảnh bằng ảnh X quang.

- Phương pháp chẩn đoán hình ảnh này là một phương pháp nhanh hơn rất nhiều so với những phương pháp xét nghiệm khác. Ngoài ra, có một điểm khá nổi bật và phù hợp với nhiều gia đình : Đó chính là chi phí và giá thành của chẩn đoán hình ảnh tương đối rẻ và thấp hơn so với việc tiến hành xét nghiệm. Chỉ rơi vào khoảng 100.000 VNĐ/ 1 người/ 1 lần chụp. Chụp X quang ngực có thể xác định được cơ quan lồng ngực như phổi, bóng tim, xương thành ngực v..v nhờ đó có thể xác định thêm nhiều bệnh khác như tràn dịch màng phổi, tràn khí vào phổi, xẹp phổi, xẹp phổi. áp xe phổi v...v.

- Tuy nhiên nhược điểm của phương pháp này là bác sĩ có thể khó chẩn đoán chính xác được những tổn thương nhỏ, hoặc bệnh viêm phổi đang ở giai đoạn sớm. Khi nhìn bằng mắt thường của bác sĩ, tổn thương phổi có thể bị che khuất bởi bóng tim, xương sườn. Đối với những tổn thương ở vị trí khó quan sát như đỉnh phổi thì nhìn qua ảnh X quang không phải là kỹ thuật tối ưu nhất. Thêm nữa, ngoài chỉ nhìn và dự đoán bằng mắt, các bác

sĩ còn phải sử dụng những đặc điểm dịch tễ, triệu chứng bệnh lâm sàng mới có thể đưa ra được chẩn đoán phù hợp. Điều này vô hình chung lại gây nên sự thiếu hụt về nguồn lực y tế vì phương pháp này muốn thực hiện mang tính hiệu quả cao thì người sử dụng phải là những y bác sĩ hàng đầu về chẩn đoán hình ảnh.

#### **1.4 Chẩn đoán hình ảnh sử dụng trí tuệ nhân tạo**

- Việc chẩn đoán hình ảnh X quang nhìn chung đã mang lại kết quả tốt trong việc chẩn đoán bệnh viêm phổi. Nhưng đã nói ở trên, phương pháp này vẫn còn những hạn chế nhất định. Một trong số đó còn ảnh hưởng đến kết quả dự đoán. Để cải thiện những khuyết điểm mà phương pháp truyền thống chưa khắc phục được. Chúng tôi đề xuất thêm một phương pháp chẩn đoán vừa được kế thừa những ưu điểm từ việc chẩn đoán hình ảnh nhưng đồng thời cũng hạn chế được khá nhiều điểm yếu mà phương pháp trên mang lại. Vừa có giá thành không cao, thực hiện nhanh chóng, không gây đau mà còn vừa giúp giảm thiểu những khó khăn trong việc tìm kiếm nhân lực chẩn đoán ảnh.

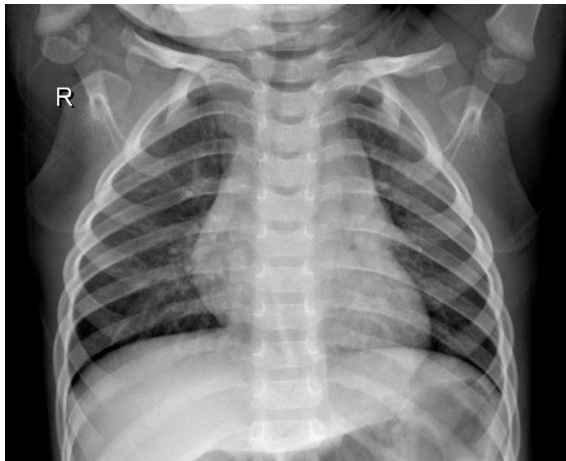
- Ngoài ra, việc áp dụng trí tuệ nhân tạo để chẩn đoán cũng tăng đáng kể tốc độ khi AI cho ra kết quả ngay lập tức thay vì phải có thêm nhiều thời gian khi thực hiện những phương pháp sử dụng xét nghiệm. Để nâng cao độ chính xác, chúng ta có thể sử dụng việc chẩn đoán hình ảnh diện rộng để bước đầu xác định được những bệnh nhân có nguy cơ nhiễm bệnh cao, tiến hành khoanh vùng để đợt kết quả xét nghiệm chính xác do bệnh viêm phổi là một bệnh về đường hô hấp, nên có thể lây trực tiếp sang người.

- Và AI không cần đến nguồn nhân lực dồi dào và chuyên môn thuộc lĩnh vực chuyên sâu về phổi nên ta có thể tiết kiệm được một nguồn nhân lực y bác sĩ nhất định.

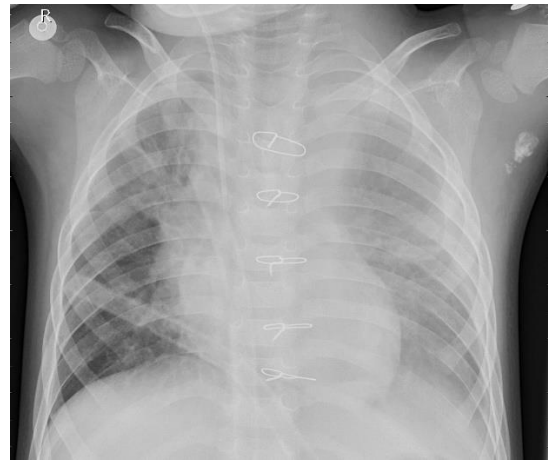
#### **2. Cơ sở y tế cho chẩn đoán Viêm phổi bằng ảnh X-quang.**

- Để có thể áp dụng AI cho việc chẩn đoán bệnh nhân viêm phổi, chúng ta cần phải có những kiến thức và nắm chắc được một số đặc điểm nhất định của cả 2 nền trạng thái bệnh khi chỉ nhìn vào ảnh X-quang.

- Quan sát hai ảnh dưới đây :



(A)



(B)

Hình 1: Ảnh X-quang cho hai trường hợp

(A): Bệnh nhân bình thường, không bị nhiễm bệnh về đường hô hấp và (B) bệnh nhân viêm phổi

- Ảnh X-quang của bệnh nhân viêm phổi có những điểm khác với người bình thường, những người không bị nhiễm bệnh về đường hô hấp. Khi bệnh nhân bị bệnh viêm phổi, hình ảnh trên phim chụp X-quang sẽ xuất hiện có những đám mờ với nhiều hình dạng khác nhau. Những đám mờ này sẽ xuất hiện rải rác hoặc tập trung tại khu vực nhu mô phổi.

- Hình ảnh đám mờ : tổn thương thâm nhiễm, đông đặc phế nang, khu trú trong 1 thùy hoặc phân thùy.

- Có thể nói rằng những hình ảnh đám mờ này chính là nguyên nhân gây nên những đám mờ trong ảnh. Và các bác sĩ có thể dùng đặc trưng này để phân biệt giữa những bệnh nhân bình thường, không bị nhiễm bệnh và bệnh nhân viêm phổi. Vì thế cho nên khi chúng ta sử dụng những mô hình mạng học sâu để phân loại, máy học sẽ dựa trên những đặc điểm hình thái này và đưa ra chẩn đoán phù hợp nhất với từng ca bệnh.

### 3. Các phương pháp

- Trong bài báo cáo này, chúng tôi tận dụng sức mạnh của hai mạng neural VGG16 và ResNet50. Cả hai kiến trúc này đã được sử dụng qua các tình huống thực tiễn hiện nay.

- Tập dữ liệu mà chúng tôi sử dụng trong đồ án là Chest X-Ray Images(Pneumonia)[1].

#### 3.1. Chest X-Ray Images ( Pneumonia)[1]

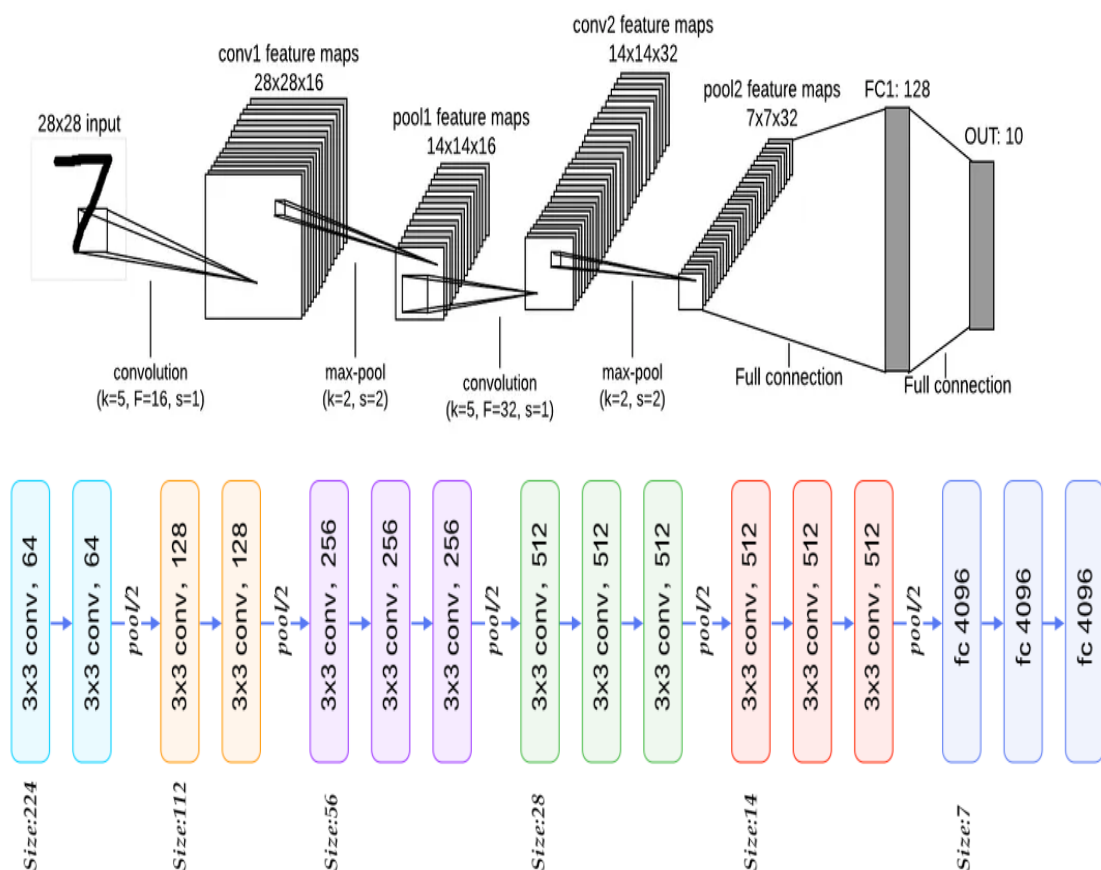
- Tập dữ liệu Chest X-ray Images[1] được chọn từ Trung tâm Y tế Phụ nữ và Trẻ em Quảng Châu, tỉnh Quảng Châu. Tất cả hình ảnh X-quang ngực

được thực hiện như một phần của chăm sóc sức khỏe lâm sàng cho bệnh nhân.

- Đối với việc phân tích các hình ảnh X-quang phổi, tất cả các hình chụp X-quang trong bộ dữ liệu đã đề được sàng lọc để kiểm soát chất lượng bằng cách loại bỏ tất cả các hình quét chất lượng thấp hoặc không thể đọc được.
- Tập dữ liệu được tách thành 3 thư mục (train, test và val) và chứa các thư mục con cho từng loại hình ảnh (Pneumonia/ Normal). Có tổng cộng 5856 hình ảnh X-quang dưới định dạng JPEG với hai loại Viêm phổi/ Bình thường.
- Mô hình sẽ lấy vào input là một ảnh chụp X-quang phổi và sẽ cho ra output là xác suất ảnh chụp X-quang đó rơi vào viêm phổi hay bệnh nhân bình thường.

### 3.2 Chi tiết thực hiện.

#### Vgg16



Vgg16 là mạng nơ-ron tích chập gồm 16 lớp: 13 lớp tích chập (conv) và 3 lớp fully connected layer.

-Khi một input đi qua một *Convolutional layer* thì nó sẽ đc áp dụng phép tính convolution dựa trên 1 kernel có kích thước 3x3 (đối với ảnh màu thì kernel sẽ là 1 tensor 3 chiều 3x3x3). Sau khi áp dụng phép tính convolution (tương ứng với 1 kernel) thì ta sẽ thu được output là một ma trận *thể hiện cho việc học được một thuộc tính của ảnh*, vì vậy ta sẽ dùng nhiều kernel để học được càng nhiều thuộc tính của ảnh. Cuối cùng, với việc dùng K kernel ta thu được K ma trận output, xếp chồng các ma trận này lên nhau ta được output của Convolutional layer là một tensor có chiều sâu là K. Càng đi qua các Conv phía sau thì output càng có độ sâu lớn hơn.

-Output của Convolutional layer sẽ đi qua hàm activation trước khi trở thành input của lớp tiếp theo và hàm activation được sử dụng là *relu*.

-Sau khi đi qua một vài lớp Conv thì output sẽ đi qua lớp *max pooling* để giảm kích thước dữ liệu, trong Vgg16 mỗi lần đi qua một lớp max pooling thì kích thước dữ liệu sẽ giảm một nửa *nhưng chiều sâu của tensor 3 chiều vẫn không đổi*. Việc giảm kích thước này nhằm để giảm thiểu việc tính toán nhưng vẫn giữ được những thuộc tính quan trọng của dữ liệu.

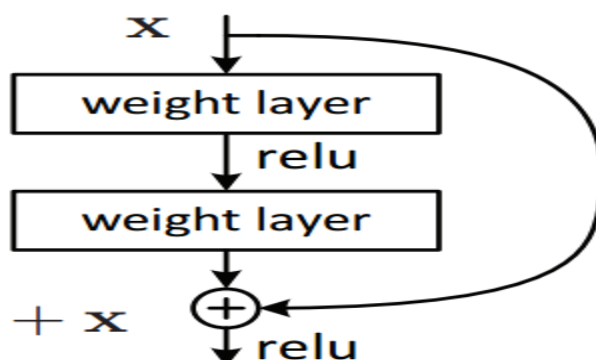
-Sau khi ảnh được truyền qua nhiều Convolutional layer và max pooling layer thì model đã học được tương đối các đặc điểm của ảnh; lúc này tensor của output của layer cuối cùng sẽ được “đuỗi” thành 1 vector cột và cho vào fully connected layer để kết hợp các đặc điểm của ảnh, cho qua *hàm activation cuối cùng là hàm softmax* để ra được output của model.

## ResNet-50

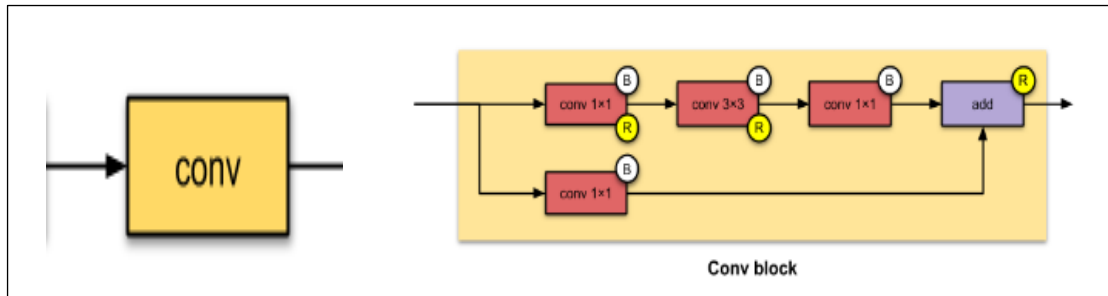
ResNet-50 cũng là một biến thể của mạng CNN.

-ResNet-50 gần như tương tự với các mạng gồm có convolution, pooling, activation và fully-connected layer.

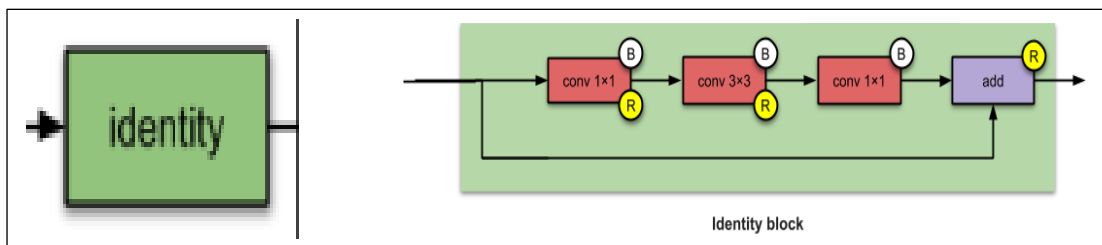
-Điểm khác biệt đặc trưng của ResNet-50 là nó sử dụng các *kết nối tắt (skip connection)* giúp giữ thông tin không bị mất bằng cách kết nối từ layer sớm trước đó tới layer phía sau và bỏ qua một vài layers trung gian.



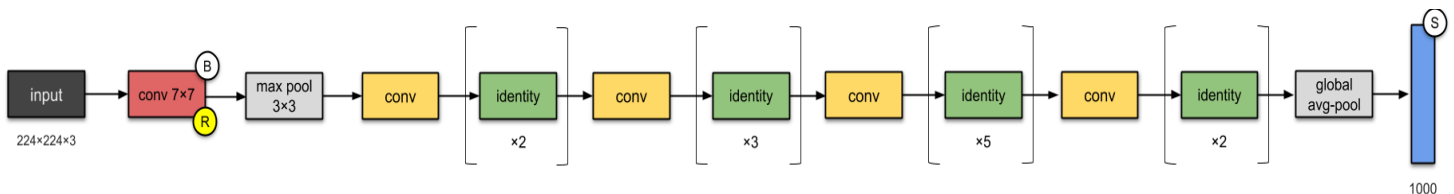
-ResNet-50 có khối tích chập (Convolutional Block, chính là Conv block trong hình) sử dụng các kernel có kích thước 1x1 và 3x3. Khối tích chập bao gồm 2 nhánh tích chập trong đó một nhánh áp dụng tích chập 1x1 trước khi cộng trực tiếp vào nhánh còn lại.



-Khối xác định (Identity block) thì không áp dụng tích chập 1x1 mà cộng trực tiếp giá trị của nhánh đó vào nhánh còn lại.



-Cấu trúc của ResNet-50:

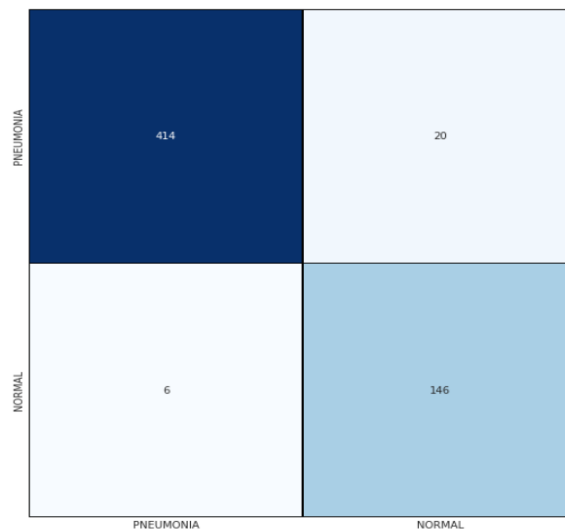


-Chức năng của các khối trong mô hình ResNet-50 cũng giống như các lớp trong Vgg16: convolutional layer, max pooling layer, activation function và fully-connected layer, ngoài ra còn có thêm avg pooling layer.

#### 4. Kết quả thực nghiệm và đánh giá.

##### • VGG16

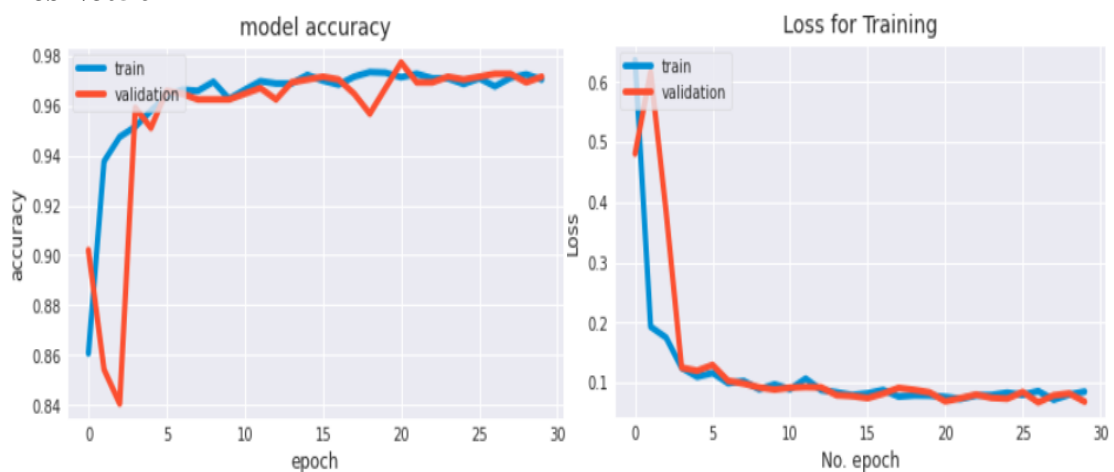




**Fig 1.** Accuracy và Loss curve và Confusion Matrix của Vgg16.

- Theo dữ liệu quan sát được từ Accuracy curve. Thấy được từ epoch 0 đến epoch 6 accuracy curve đang tăng lên nhanh chóng ở giá trị 91.85% sau đó hội tụ đến giá trị 96.93%. Tương tự đối với accuracy curve của tập dữ liệu val với độ chính xác 96.01% tại epoch 30.
- Đối với dữ liệu từ Loss curve có thể quan sát được dữ liệu từ epoch 0 đến epoch 13 giảm nhanh chóng ở giá trị 11.93% sau đó hội tụ ở giá trị 7.98%. Tương tự đối với Loss curve của tập dữ liệu val với tổn thất bằng 9.693% tại epoch 30.
- Từ Confusion Matrix, có thể quan sát được lớp Pneumonia đã có thể dự đoán được 414 hình ảnh một cách chính xác trong lớp Pneumonia, nhưng 20 ảnh được dán nhãn là Normal. Đối với lớp Normal, mô hình có thể xác định chính xác 146 hình ảnh, nhưng 6 hình ảnh được dán nhãn là Pneumonia.

## • ResNet50





PNEUMONIA	402	32
NORMAL	2	150
	PNEUMONIA	NORMAL

**Fig 2.** Accuracy và Loss curve và Confusion Matrix của ResNet50.

- Theo dữ liệu quan sát được từ Accuracy curve. Thấy được từ epoch 0 đến epoch 7 accuracy curve đang tăng lên nhanh chóng ở giá trị 96.63% sau đó hội tụ đến giá trị 97.04%. Tương tự đối với accuracy curve của tập dữ liệu val với độ chính xác 97.15% tại epoch 30.
- Đối với dữ liệu từ Loss curve có thể quan sát được dữ liệu từ epoch 0 đến epoch 7 giảm nhanh chóng ở giá trị 9.94% sau đó hội tụ ở giá trị 8.54%. Tương tự đối với Loss curve của tập dữ liệu val với tổn thất bằng 6.88% tại epoch 30.
- Từ Confusion Matrix, có thể quan sát được lớp Pneumonia đã có thể dự đoán được 402 hình ảnh một cách chính xác trong lớp Pneumonia, nhưng 32 ảnh được dán nhãn là Normal. Đối với lớp Normal, mô hình có thể xác định chính xác 150 hình ảnh, nhưng 2 hình ảnh được dán nhãn là Pneumonia.

### Đánh giá

- Để tiến hành kiểm tra chất lượng của các mô hình, chúng tôi đã sử dụng các phương pháp đánh giá như độ chính xác, F1-score, recall v.v. Độ chính xác của mô hình mà chúng tôi sử dụng được mô tả trong bảng sau đây ( Độ chính xác được thể hiện dựa trên bộ test ).

Kiến trúc	Số lượng tham số	Độ chính xác
VGG16[3]	14,714,688	87.5%
VGG16[5]	X	84.18%
VGG16	69,152,525	96%
ResNet50	254,133,321 Trainable params + 53,120 non-trainable params	94%
ResNet50[5]	X	96.61%
Using CNN[4]	1,245,313 trainable params + 1,088 non-trainable params	90%

Bảng 1: So sánh độ chính xác và lượng tham số giữa các mô hình

Tiếp theo, chúng tôi so sánh dựa trên thông số recall. Chúng tôi sử dụng mô hình mà mình đã đề cập để so sánh thêm với 2 model đã được nghiên cứu trước đó, viết tắt là VGG16[1] và Using CNN.

Kiến trúc	Không mắc bệnh về đường hô hấp(normal)	Viêm phổi(Pneumonia)
VGG16[3]	88%	88%
VGG16[5]	X	78.33%
VGG16	96%	95%
ResNet50	99%	93%
ResNet50[5]	X	94.92%
Using CNN[4]	89%	91%

Bảng 2: So sánh các mô hình dựa trên thông số recall

Nhìn trong bản này, chúng ta thấy kết quả từ VGG16 và ResNet 50 của chúng tôi đều đạt kết quả khá cao. Việc đạt được kết quả sensitivity cao là rất quan trọng bởi điều này nói lên rằng các mô hình bỏ sót rất ít các bệnh nhân trên các lớp. Thật khó khăn và tồi tệ nếu mô hình của chúng ta có độ chính xác cao nhưng lại bỏ sót các trường hợp bị viêm phổi.

Tiếp theo chúng tôi so sánh dựa trên độ đo precision.

Kiến trúc	Không mắc bệnh về đường hô hấp(normal)	Viêm phổi(pneumonia)
VGG16[3]	88%	88%
VGG16[5]	X	94.05%
VGG16	88%	99%

ResNet50	82%	100%
ResNet50[5]	X	98.49%
Using CNN[4]	86%	93%

Bảng 3: Bảng so sánh các mô hình dựa trên thông số precision

Theo bảng so sánh độ đo precision, chúng ta thấy ResNet50 của chúng tôi đạt kết quả rất ấn tượng trên lớp Viêm phổi ( 100% ) và đây là kết quả tốt nhất trong bảng 3. Ngoài ra kết quả của lớp Viêm phổi khi sử dụng mô hình VGG16 của chúng tôi cũng đạt kết quả tốt ( đến 99%). Một kết quả hết sức bất ngờ nữa là hầu hết các kết quả ResNet50 và VGG16 của chúng tôi đều đạt ở mức cao, từ 82% trở lên.

## 5. Hướng phát triển của dự án.

Viêm phổi là một bệnh truyền nhiễm có thể phòng ngừa và điều trị được và là nguyên nhân hàng đầu gây tử vong đặc biệt là ở trẻ em. Hiện nay, một số bệnh khác xuất hiện triệu chứng ngày càng giống với bệnh viêm phổi .Nên việc chẩn đoán bệnh cũng trở nên khó khăn hơn, để giảm thiểu khả năng mắc bệnh cần chủ động phòng ngừa để phát hiện sớm sẽ giúp tiếp cận nhanh hơn với điều trị thích hợp và giảm sự phân nhánh của bệnh.đ

Trong tương lai, nhóm sẽ tiếp tục nghiên cứu để khám phá các kiến trúc phân loại chính xác hơn để chẩn đoán do hai loại viêm phổi là vi rút và vi khuẩn. Theo mô tả đã thảo luận ở trên, mô hình dựa trên CNN là một phương pháp đầy hứa hẹn để chẩn đoán bệnh thông qua chụp X-quang.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Data: Chest X – Ray Images (Pneumonia)

<https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia?resource=download>

[2] Cở sở y tế của chụp X-quang phổi

<https://tamanhhospital.vn/chup-xquang-phoi/>

[3] Pneumonia Detection using Transfer Learning

<https://www.kaggle.com/code/hudasaleh1/pneumonia-detection-using-transfer-learning>

[4] Lung cancer Detection using CNN

<https://www.kaggle.com/code/tarunm561/lung-cancer-detection-using-cnn>

[5] Automated Methods for Detection and Classification Pneumonia Based on X-Ray Images Using Deep Learning

[https://www.researchgate.net/publication/340331870\\_Automated\\_Methods\\_for\\_Detection\\_and\\_Classification\\_Pneumonia\\_based\\_on\\_X-Ray\\_Images\\_Using\\_Deep\\_Learning](https://www.researchgate.net/publication/340331870_Automated_Methods_for_Detection_and_Classification_Pneumonia_based_on_X-Ray_Images_Using_Deep_Learning)

[6] Phát hiện COVID-19 và viêm phổi bằng ảnh X-quang sử dụng mạng neural tích chập

<https://github.com/DTA-UIT/Detect-COVID19/tree/main/Report>