

BÁO CÁO NGHIÊN CỨU KHOA HỌC

Nghiên cứu tìm hiểu công nghệ AI trong chẩn đoán ung thư phổi từ hình ảnh CT và so sánh hiệu suất, ứng dụng thực nghiệm

Nguyễn Vũ Thịnh Anh - Trần Thành Đạt - Lê Phước Tuyền

Ngày 20 tháng 12 năm 2024

Tóm tắt nội dung

Mục tiêu của đề tài là nghiên cứu các bài báo khoa học về sử dụng công nghệ AI trong việc phát hiện ung thư phổi qua hình ảnh CT và phân tích, so sánh hiệu suất. Từ đó trích xuất các cơ sở lý thuyết như Machine Learning, xử lý ảnh, các kỹ thuật tối ưu trong việc huấn luyện mô hình chẩn đoán và tiến hành thực hiện mô hình đơn giản bằng công nghệ tối ưu nhất.

I Giới Thiệu

1 Tổng quan đề tài

Tìm hiểu các công nghệ, thuật toán nghiên cứu về ung thư phổi sử dụng AI, từ đó tổng quan phân tích và so sánh, cung cấp giải pháp bằng việc thực nghiệm thiết kế mô hình đơn giản

2 Tính cấp thiết, lý do triển khai đề tài (đặt đầu bài/vấn đề)

2.1 Tính cấp thiết

Ung thư phổi là một trong những loại ung thư phổ biến nhất và cũng là một trong những nguyên nhân hàng đầu gây tử vong do ung thư trên toàn thế giới. Việc có công cụ chẩn đoán sớm và hiệu quả có thể cứu sống hàng ngàn người mỗi năm.

Chẩn đoán ung thư phổi đòi hỏi sự chính xác cao và đánh giá kỹ lưỡng của các hình ảnh y tế. Sự phát triển của trí tuệ nhân tạo có thể giúp tự động hóa và tăng cường quá trình này, giúp giảm thiểu sai sót và tăng khả năng chẩn đoán sớm.

Các cơ sở y tế đang đối mặt với áp lực lớn từ việc phát triển nhanh chóng của các vấn đề sức khỏe như ung thư phổi. Cần có các công cụ hỗ trợ chẩn đoán để đối phó với tình hình này.

2.2 Lý do triển khai đề tài

Ý nghĩa khoa học:

Thực hành lâm sàng hiện nay về sàng lọc sớm bằng cách sử dụng chụp CT ngực là một quá trình tốn thời gian và tương đối chủ quan, dễ có sự khác biệt giữa những người quan sát. Với sự phát triển của AI và bệnh lý kỹ thuật số trong những năm gần đây, cộng đồng y tế ngày càng công nhận giá trị khoa học và lâm sàng quan trọng của AI trong việc hỗ trợ chẩn đoán bệnh lý. Việc ứng dụng công nghệ nhận dạng AI cho phép phân tích phân cụm đa tham số giúp bác sĩ sàng lọc ung thư phổi giai đoạn đầu, giảm sai sót và tăng hiệu quả giải quyết vấn đề. AI đã có những bước đột phá trong việc phát hiện, chẩn đoán và điều trị ung thư phổi. Ý nghĩa thực tiễn:

Theo thống kê, năm 2023, trung bình cả nước có 1 bác sĩ /1,000 dân, cho thấy tình trạng quá tải bệnh viện và áp lực cực lớn đối với hệ thống nhân viên y tế. Hơn nữa, nguồn nhân lực này phân bố không đồng đều giữa các vùng, các tuyến, dẫn đến gia tăng sự chênh lệch về chất lượng khám, chữa bệnh giữa nông thôn và thành thị.

Trí tuệ nhân tạo, với sự cộng hưởng của hàng trăm bộ não y khoa hàng đầu cả nước, sẽ trở thành lời giải cho bài toán này. Để từng bước giải quyết bài toán ung thư phổi, vấn đề cốt lõi là làm sao gia tăng số ca bệnh được chẩn đoán sớm. Nhờ vào sự hỗ trợ của AI, nhiễm trùng phổi mãn tính hoàn toàn có thể được chẩn đoán sớm, chi tiết và chính xác bằng cách sử dụng chụp cắt lớp vi tính (CT lồng ngực) hay sinh thiết.

3 Mục tiêu của đề tài

Tìm hiểu các công nghệ, thuật toán nghiên cứu về ung thư phổi sử dụng AI, từ đó tổng quan phân tích và so sánh, cung cấp giải pháp bằng việc thực nghiệm thiết kế mô hình đơn giản

II Nền tảng cơ sở lý thuyết / kỹ thuật

1. Kỹ thuật đánh giá hiệu suất

Accuracy, Precision, Recall, F1-score : Đây là các metric phổ biến trong bài toán phân loại. Accuracy đo lường tỷ lệ các dự đoán chính xác. Precision đo lường tỷ lệ của các dự đoán dương tính thực sự đúng. Recall đo lường tỷ lệ của các trường hợp dương tính thực sự được dự đoán đúng. F1-score là một tổ hợp của Precision và Recall

Thực tế	Dự đoán		
		Positive	Negative
	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

Với

TP (True Positive): Số lượng thực tế là Positive và được dự đoán đúng là Positive.

FN (False Negative): Số lượng các trường hợp thực tế là Positive nhưng bị dự đoán sai là Negative.

FP (False Positive): Số lượng các trường hợp thực tế là Negative nhưng bị dự đoán sai là Positive.

TN (True Negative): Số lượng các trường hợp thực tế là Negative và được dự đoán đúng là Negative.

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

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1 - score = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

2 Kỹ thuật tránh hiện tượng overfitting

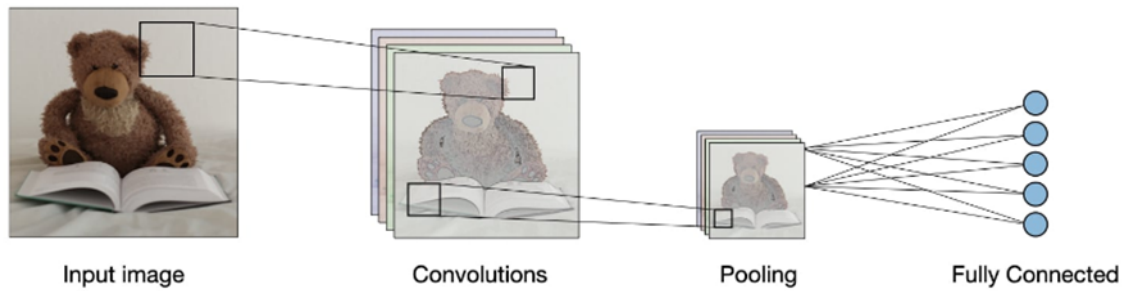
Overfitting là một hiện tượng xảy ra thường xuyên trong việc huấn luyện mô hình AI, nó xảy ra khi ta huấn luyện một mô hình có hiệu suất cao nhưng đến khi mô hình đó được sử dụng dự đoán thực tế thì mô hình đó lại có hiệu suất lại thấp, tìm hiểu thêm hiện tượng này tại. [18]

Kỹ thuật validation được sử dụng để tránh hiện tượng trên, nó được hiểu như sau: đối với các mô hình đơn giản thì ta chỉ cần 2 tập dữ liệu đó là train set và test set, nhưng các mô hình phức tạp và cần nhiều dữ liệu vì vậy đối mặt với việc xảy ra hiện tượng overfitting và người ta chia dữ liệu thành 3 tập dữ liệu là train set và test set, validation set. Validation set được trích từ train set và thực hiện đánh giá mô hình trên tập Validation set này, sau đó mới đánh giá lại trên Test set, thật vậy khi người ta chia thành 3 tập dữ liệu thì hiệu suất của mô hình và hiện tượng overfitting được cải thiện đáng kể, tìm hiểu rõ kỹ thuật tại. [18]

3 Sơ lược qua về công nghệ AI

Trong việc chẩn đoán ung thư phổi các kiến trúc CNN được sử dụng rộng rãi

Kiến trúc của CNN (Convolutional neural networks), là một loại mạng thần kinh cụ thể thường bao gồm các lớp sau:[25]

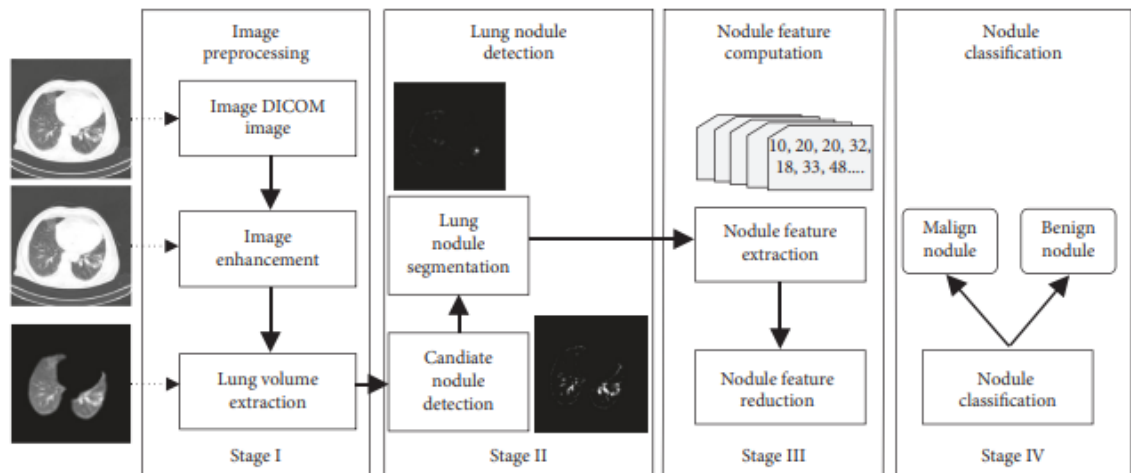


Hình 1.1 Mô tả một kiến trúc CNN cơ bản [25]

Cấu trúc mạng lưới học sâu VGG được xây dựng bằng cách tái sử dụng các khối tích chập. Các mô hình VGG khác nhau có thể được định nghĩa bằng cách thay đổi số lượng các tầng tích chập và số kênh đầu ra ở mỗi khối.

Việc sử dụng các khối giúp ta định nghĩa mạng bằng các đoạn mã nguồn ngắn gọn và thiết kế các mạng phức tạp một cách hiệu quả hơn.

Thử nghiệm nhiều kiến trúc khác nhau, Simonyan và Zisserman đã phát hiện rằng mạng có cửa sổ tích chập hẹp (như 3×3) và nhiều tầng cho hiệu quả cao hơn mạng có cửa sổ tích chập rộng nhưng ít tầng.



Hình 1.2 Mô tả một hệ thống CAD (Computer-aided detection (CAD) systems) về phát hiện ung thư phổi [27]

Hệ thống CAD là một trong những phương tiện phổ biến nhất để cải thiện độ chính xác trong chẩn đoán ung thư cho bác sĩ và giảm thời gian cần thiết để giải thích hình ảnh CT.[26]

4. Các kỹ thuật xử lý ảnh

Việc phát hiện dựa trên hình CT, đặc trưng cho hình ảnh CT là ảnh xám, việc xử lý ảnh bị hạn chế về các kỹ thuật xử lý ảnh xám, hình ảnh xám thì chỉ có thể làm tăng độ tương phản của ảnh. Kỹ thuật được đề xuất ở đây là kỹ thuật tăng độ tương phản bằng cách sử dụng histogram equalization kết hợp với phân đoạn hình ảnh. Tìm hiểu rõ hơn tại [19]

III Nội dung triển khai

1 Nội dung công việc tương ứng nhằm đạt mục tiêu

Bước 1: Tìm hiểu về bệnh ung thư phổi, các chẩn đoán bệnh thông qua ảnh CT

Kết quả: Xác định được tính cấp thiết, lý do triển khai đề tài và tìm ra phương pháp nghiên cứu phù hợp

Bước 2: Tìm hiểu về cơ sở lý thuyết, các kỹ thuật phân tích, xử lý ảnh

Kết quả: Xác định được tính cấp thiết, lý do triển khai đề tài và tìm ra phương pháp nghiên cứu phù hợp

Bước 3: Thu thập các bài báo khoa học và thông tin về vấn đề này từ các nguồn uy tín: IEEE, VOA, ...

Kết quả: Tổng hợp các kiến thức cần thiết, thu thập trích dẫn từ các nguồn uy tín, từ đó định hướng đề tài nghiên cứu.

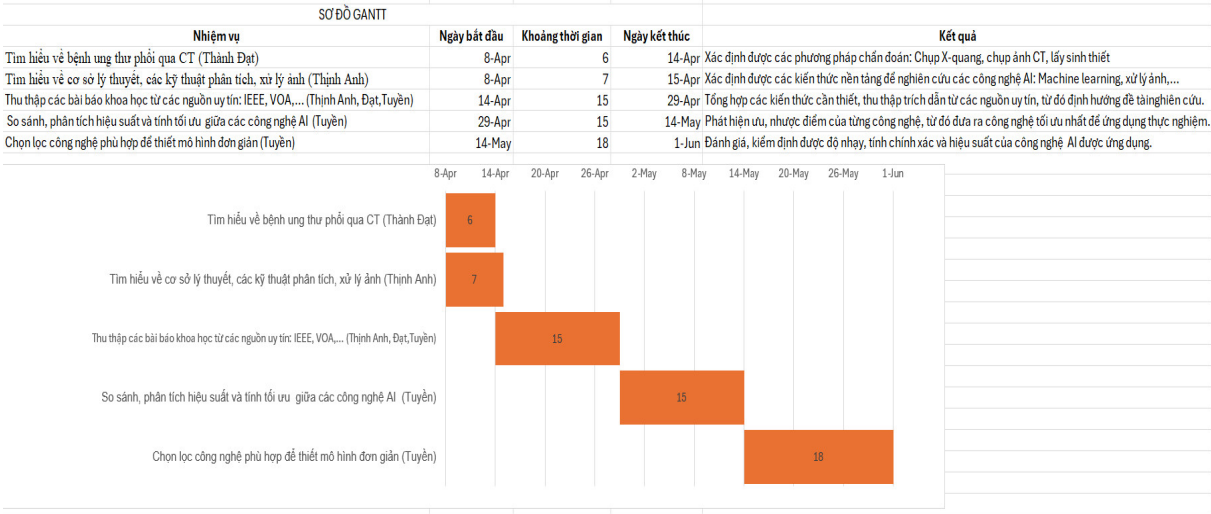
Bước 4: Từ các công nghệ và thuật toán đó so sánh, phân tích hiệu suất và tính tối ưu

Kết quả: Phát hiện ưu, nhược điểm của từng công nghệ, từ đó đưa ra công nghệ tối ưu nhất để ứng dụng thực nghiệm.

Bước 5: Chọn lọc công nghệ phù hợp và khả thi để thiết kế mô hình đơn giản

Kết quả: Đánh giá, kiểm định được độ nhạy, tính chính xác và hiệu suất của công nghệ AI được ứng dụng.

Trình bày sơ đồ Gantt



2 Phương pháp tương ứng để triển khai công việc đặt ra

Phương pháp 1: Tổng quan về ung thư phổi

Bệnh ung thư hay gặp, khó phát hiện nhất và kết quả điều trị hiệu quả thấp, gây tử vong nhiều nhất hiện nay là ung thư phổi

Bệnh nhân bị ung thư phổi bởi những nguyên nhân sau:

- Hút thuốc lá: hiện nay, 90% bệnh nhân bị ung thư phổi bởi hút thuốc lá, 4% bệnh nhân do hít phải số lượng đáng kể khói thuốc hàng ngày.
- Môi trường làm việc là yếu tố dễ gây ra bệnh ung thư phổi. Các tác nhân từ môi trường gây ung thư phổi như: khói bụi, những người làm việc trong môi trường luyện thép, niken, crom và khí than.
- Tiếp xúc với tia phóng xạ: đây là nguyên nhân gây ra nhiều bệnh ung thư, trong đó có ung thư phổi. Bệnh nhân làm việc trong các mỏ uranium có thể tiếp xúc với tia phóng xạ.

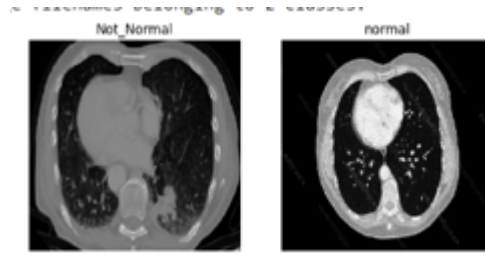
Những triệu chứng ung thư phổi thường gặp gồm:

- Bị ho kéo dài không khỏi.
- Có cảm giác khó thở, thở ngắn, có đờm lẫn máu.
- Bị đau ngực.

Để chẩn đoán bệnh nhân có bị mắc bệnh ung thư phổi hay không, cần sử dụng các phương pháp chẩn đoán sau:

- Chụp X-Quang lồng ngực sẽ giúp sớm phát hiện bệnh.

- Chụp cắt lớp vi tính lồng ngực (ảnh CT) để xác định vị trí, kích thước và mức độ phát triển của khối u ra ngoài phổi hay chưa.
- Lấy sinh thiết ở vùng khác thường của phổi sau đó nhuộm và soi dưới kính hiển vi quang học để chẩn đoán xác định mức độ bệnh ung thư phổi.



Hình 1.1. Chẩn đoán bệnh ung thư phổi thông qua ảnh CT

Phương pháp 2: Thống kê, thu thập thông tin từ các bài báo khoa học

STT	Tên bài báo	Tác giả	Kết luận
1	Deep Learning Methods for Lung Cancer Segmentation in Whole-Slide Histopathology Images—The ACDC@LungHP Challenge 2019	Zhang Li, Jiehua Zhang, Tao Tan, Xichao Teng, Xiaoliang Sun,	Phương pháp học sâu để phân đoạn ung thư phổi trong hình ảnh mô bệnh học toàn bộ hình ảnh chứa toàn bộ thông tin của mẫu mô bệnh học được chụp dưới dạng một "slide" hoặc "kính hiển vi" [1]
2	Advancing Oncology Diagnostics: AI-Enabled Early Detection of Lung Cancer Through Hybrid Histological Image Analysis	Naglaa F. Noaman, Bas-sam M. Kanber, Ahmad Al Smadi, Licheng Jiao, and Mutasem K. Als-madi.	Nghiên cứu đã sử dụng DenseNet201 kết hợp với các kỹ thuật biểu đồ màu để tạo ra một bộ tính năng lai mới để phân tích hình ảnh mô học [2]
3	Lung-RetinaNet: Lung Cancer Detection Using a RetinaNet With Multi-Scale Feature Fusion and Context Module	Marwa Obayya, Munya A. Arasi, Nuha Alruwais, Raed Alsini, Abdullah Mohamed, and Ishfaq Yaseen. "Biomedical Image Analysis for Colon and Lung Cancer Detection Using Tuna Swarm Algorithm With Deep Learning Model	Thuật toán Lung-retinaNet được đề xuất trong bài báo nghiên cứu sử dụng khung RetinaNet để phát hiện khối u phổi [3]
4	Comprehensive and Comparative Global and Local Feature Extraction Framework for Lung Cancer Detection Using CT Scan Images	Mohammad A. Alzubaidi, Mwaffaq Otoom, and Hamza Jaradat	Một khuôn khổ toàn diện để phát hiện ung thư phổi bằng hình ảnh chụp CT, bao gồm ba giai đoạn chính: thu thập dữ liệu, đào tạo và thử nghiệm toàn cầu, đào tạo và thử nghiệm tại địa phương [4]

5	EGFR Assessment in Lung Cancer CT Images: Analysis of Local and Holistic Regions of Interest Using Deep Unsupervised Transfer Learning	Francisco Silva, Tania Pereira, Joana Morgado, Julieta Frade, José Mendes, Cláudia Freitas, Eduardo Negrão, Beatriz Flor de Lima, Miguel Correia da Silva, António J. Madureira, Isabel Ramos, Venceslau Hespanhol, José Luís Costa, António Cunha, and Hélder P. Oliveira	Nghiên cứu này đề xuất một cách tiếp cận dựa trên bộ mã hóa được đào tạo trước để hoạt động như một bộ trích xuất đặc trưng, sau đó là MLP để phân loại cuối cùng về trạng thái đột biến EGFR.[5]
6	Cloud-Based Automated Clinical Decision Support System for Detection and Diagnosis of Lung Cancer in Chest CT	Anum masood,Po Yang, Bin Sheng, Huating Li, Ping Li ,Jing Qin, Vítavěska lanfranchi, Jinman Kim, and David Dagan Feng	Hệ thống CAD được phát triển để hỗ trợ bác sĩ X quang trong quá trình phát hiện nốt sần bằng cách đưa ra ý kiến tham khảo [6]
7	Lung Cancer Detection using Co-learning from Chest CT Images and Clinical Demographics	Jiachen Wang, Riqiang Gao, Yuankai Huo, Shunxing Bao, Yunxi Xiong, Sanja L. Antic, Travis J. Osterma, Pierre P. Massion, Bennett A. Landman	Mạng lưới thần kinh chuyển đổi dựa trên sự chú ý 3D (CNN) đã được đề xuất để đào tạo về quét CT và phân loại rừng ngẫu nhiên đã được triển khai để kết hợp các đặc điểm hình ảnh và bằng chứng lâm sàng để phân loại ung thư phổi lành tính/ác tính cuối cùng [7]
8	Lung Cancer Detection on CT Scan Images: A Review on the Analysis Techniques	H. Mahersia, M. Zaroug, L. Gabralla	Phương pháp khác nhau để phát hiện các nốt phổi tự động và bán tự động, bao gồm bốn bước chính: tiền xử lý, trích xuất các ứng cử viên nốt sần, giảm kết quả dương tính giả và phân loại.[8]
9	Imaging of Lung Structure Using Holographic Electromagnetic Induction	LULU WANG, AHMED M. AL-JUMAILY	Phương pháp HEI để phát hiện khối u phổi nhỏ và lý thuyết này đã được xác nhận thông qua các mô hình ngực thực tế khác nhau của con người. [9]
10	Deep learning for chest radiograph diagnosis: A retrospective comparison of the CheXNeXt algorithm to practicing radiologists	Pranav RajpurkarID, Jeremy IrvinID, Robyn L. Ball,Kaylie Zhu, Brandon Yang, Hershel Mehta,Tony Duan, Daisy Ding,Aarti Bagul1,Curtis P. LanglotzID, Bhavik N. Patel, Kristen W. YeomID, Katie ShpanskayaID, Francis G. Blankenberg, Jayne Seekins, Timothy J. AmrheinID, David A. Mong, Safwan S. HalabiID, Evan J. Zucker, Andrew Y. Ng, Matthew P. Lungren	Nghiên cứu đã phát triển CheXNeXt, một mạng lưới thần kinh tích chập, để phát hiện 14 bệnh lý trên X quang ngực, bao gồm viêm phổi và khối phổi [10]

11	LCDctCNN: Lung Cancer Diagnosis of CT scan Images Using CNN Based Model	Muntasir Mamu,Md Ishtyaq Mahmud, Mahabuba Meherin ,Bangladesh Dhaka, Ahmed Abdelgawad	Sử dụng các model transfer learning như : ResNet-50, Inception V3, Xception tìm ra các hiệu suất tốt nhất cho việc chẩn đoán ung thư phổi [11]
12	Lung cancer identification: a review on detection and classification	Shailesh Kumar Thakur1 & Dhirendra Pratap Singh1 & Jaytrilok Choudhary1	Sử dụng các model transfer learning tìm ra các hiệu suất tốt nhất cho việc chẩn đoán ung thư phổi [12]
13	Deep learning for lung Cancer detection and classification	A. Asuntha1 & Andy Srinivasan2	Từ ra được phương pháp các giá trị tham số mức độ nghiêm trọng năm thông số tìm kiếm mức độ nghiêm trọng để phát hiện các giai đoạn lành tính và ác tính từ các hình ảnh đầu vào[13]

Phương pháp 3: So sánh và tổng hợp: nhận xét hiệu suất, tính tối ưu của các công nghệ thuật toán và kết luận chọn ra những công nghệ thuật toán tối ưu để tiến hành xây dựng sản phẩm demo

- 1) Các công nghệ và thuật toán sử dụng để phát hiện ung thư phổi được trích xuất từ các bài toán trên

STT	Thuật toán và công nghệ	Hiệu suất chẩn đoán	Tính tối ưu	Hạn chế
1	LCDctCNN [13]	Accuracy of 92%, AUC of 98.21%, recall of 91.72%, and loss of 0.328.	Có hiệu suất tốt hơn với cái mô hình transfer learning	Chưa được kiểm chứng thực tế ở các cơ sở y tế
2	Improved deep neural network (IDNN) and ensemble classifier [11]	Accuracy 96.2% Specificity 98.4% Precision 97.4% Recall 98% F1score 98.4%	IDNN sử dụng nhiều lớp layers để phân đoạn hình ảnh từ đó trích xuất được các đặc trưng quan trọng, ensemble classifier có thể phân loại các đặc điểm của phổi	Cần nhiều quy trình thực hiện và thuật toán khác nhau trong quá trình training như Algorithm steps of intelligent spiral model, Ensemble classifiers algorithm steps

3	Phương pháp Lung-RetinaNet [3]	99.8% accuracy, 99.3% recall, 99.4% precision, 99.5% F1-score, and 0.989 Auc.	Sử dụng hệ thống đào tạo dựa trên nhiều GPU. Điều này cũng sẽ cải thiện thời gian suy luận của hệ thống được đề xuất để triển khai nó trên thực tế	Sự phức tạp thuật toán trong quá trình triển khai thực tế
4	3DDCNN kết hợp với multi-RPN [6]	98.51% accuracy	3DDCNN phát hiện khối u và phân loại tốt và thời gian tối ưu, m-RPN dùng để hạn chế việc phát hiện các trường hợp dương giả	Nhiều kỹ thuật phát hiện và phân loại mới tương đối phức tạp về mặt toán học và lập trình
5	Các thuật toán xử lý ảnh (the Gabor Filter, the Histogram of Oriented Gradients (HOG), and the Haar Wavelet) và các thuật toán machine learning (SVM, Decision Tree, ..) [4]	specificity rates of 97%	Sử dụng các thuật toán đơn giản của xử lý ảnh và machine learning giúp model huấn luyện đơn giản và ít chi phí về tính toán	Việc sử dụng các thuật toán đơn giản dẫn đến có training hiệu suất cao nhưng khi test với một bộ dữ liệu khác thì dẫn đến trường hợp overfitting
6	Sử dụng model Pre-Trained ResNet-50, Inception V3, Xception VGG16 [13]	accuracy $\geq 90\%$	Lợi dụng các model được đào tạo trước, để training nhằm giảm chi phí và thời gian đào tạo	Việc sử dụng các model đào tạo trước, bắt lợi trong việc tinh chỉnh các tham số và các kỹ thuật trong quá trình huấn luyện

2) Các bộ dữ liệu

STT	Data	Số lượng dữ liệu	Mô tả
1	LUNG Nodule Analysis (LUNA16) [16]	888 hình ảnh	Bộ dữ liệu được sử dụng để phân tích và phát hiện các nốt phổi
2	Chest CT-Scan images Dataset [15]	1001 hình ảnh	Dữ liệu chứa 3 loại ung thư ngực là Adenocarcinoma, Ung thư biểu mô tế bào lớn, Ung thư biểu mô tế bào vảy và 1 thư mục dành cho tế bào bình thường. tập xác thực tập huấn luyện là 70% tập kiểm tra là 20% tập xác thực là 10%
3	[Chest X-Ray] Chest X-Ray [16]	5.863 hình ảnh	Tập dữ liệu được tổ chức thành 3 thư mục (train, test, val) và chứa các thư mục con cho từng danh mục hình ảnh (Viêm phổi/Bình thường). Có 5.863 hình ảnh X-Ray (JPEG) và 2 loại (Viêm phổi/Bình thường).
4	ChestX-ray14 [10]	(30,805) hình ảnh	Bộ dữ liệu gồm ảnh X-quang ngực được sử dụng cho mục đích phân loại và phát hiện 14 bệnh lý
5	LIDC-IDRI [12]	(18,408) hình ảnh	Dữ liệu từ Liên minh Đánh giá ảnh chẩn đoán Ung thư Lồng ngực - Dự án Nghiên cứu ảnh chẩn đoán Ung thư Lồng ngực (LIDC-IDRI), bao gồm hình ảnh CT scan của phổi, có thể được sử dụng cho nghiên cứu và phát triển các phương pháp phát hiện và phân loại ung thư phổi
6	VinBigData Chest X-ray Abnormalities Detection [14]	18000 hình ảnh	Tập dữ liệu bao gồm 18.000 lần quét CXR sau trước (PA) ở định dạng DICOM, đã được hủy nhận dạng để bảo vệ quyền riêng tư của bệnh nhân. Tất cả các hình ảnh đều được một nhóm bác sĩ X quang có kinh nghiệm dán nhãn vì có 14 dấu hiệu X quang quan trọng

Đưa ra kết luận

Từ các bài báo và so sánh tổng hợp chúng tôi đề xuất để thiết kế mô hình đơn giản phát hiện ung thư phổi trên hình ảnh chụp CT bằng cách sử dụng mô hình transfer learning VGG16 và mô hình đề xuất của chúng tôi trên bộ dữ liệu huấn luyện Chest CT-Scan images Dataset, từ so sánh hiệu suất của chúng và đưa ra mô hình tốt nhất

Phương pháp 4: Chọn lọc công nghệ phù hợp, khả thi để thiết kế mô hình đơn giản

Mô hình chúng tôi được thiết kế theo một hệ thống CAD trong việc chẩn đoán ung thư phổi. Hình ảnh CT qua một kiến trúc CNN trích xuất các đặc điểm của hình ảnh gán nhãn như nốt sần, các khối u,... Từ đó phân loại hình ảnh có khối u và hình không có khối u. Ở mô hình thiết kế này chúng tôi cho hình ảnh qua 2 kiến trúc CNN : một kiến trúc có sẵn VGG16 và một kiến trúc chúng tôi đề xuất nhằm so sánh và đáng giá, từ đó chọn ra một kiến trúc tốt nhất . Quá trình thực hiện mô hình được trình bày ở hình bên dưới



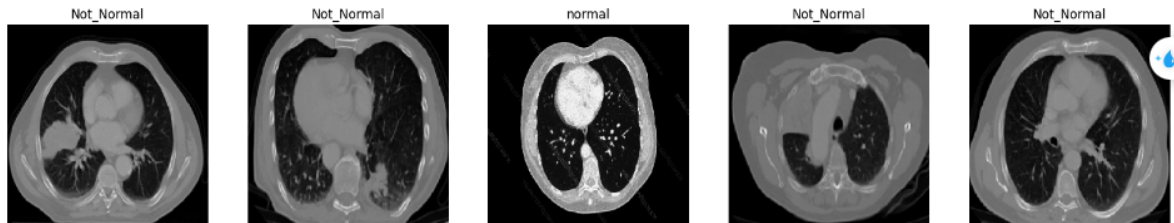
Hình 1.2. Sơ đồ mô tả các bước thực hiện của mô hình

Thu thập dữ liệu

Dữ liệu được sử dụng để huấn luyện từ bộ dữ liệu Chest CT-Scan images Dataset [15],

Từ bộ dữ liệu chúng tôi điều chỉnh thành 2 loại khác nhau là ảnh Normal (Bình thường) và ảnh bị ung thư (Not_Normal), hình ảnh được trình bày bên dưới

Found 566 validated image filenames belonging to 2 classes.
 Found 63 validated image filenames belonging to 2 classes.
 Found 280 validated image filenames belonging to 2 classes.

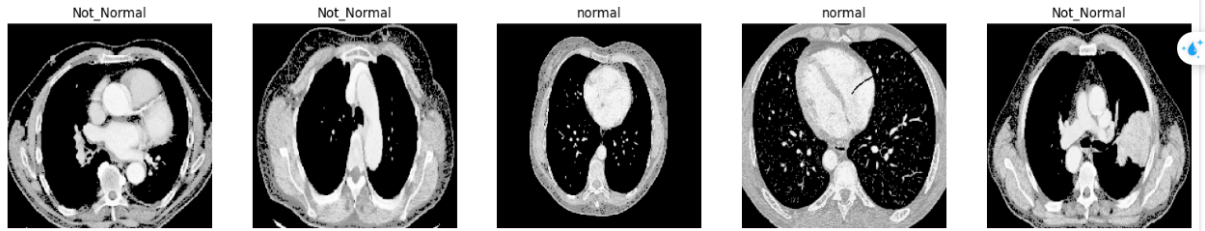


Hình 1.3. Hình ảnh Original

Xử lý hình ảnh

Vấn đề là bộ dữ liệu [15] được sử dụng tương đối kém về độ tương phản vì vậy giải pháp ở đây đó là chúng tôi sẽ cải thiện độ tương phản, kỹ thuật xử lý ảnh được đề xuất đó là tăng độ tương phản bằng sử dụng histogram equalization kết hợp với phân đoạn hình ảnh [19]. Hình ảnh sau khi được cải thiện được trình bày bên dưới

Found 566 validated image filenames belonging to 2 classes.
 Found 63 validated image filenames belonging to 2 classes.
 Found 280 validated image filenames belonging to 2 classes.



Hình 1.4. Hình ảnh đã qua xử lý

Các kiến trúc CNN được sử dụng

VGG16 và CNN chúng tôi đề xuất VGG16 là Cấu trúc mạng lưới học sâu được huấn luyện trước, sử dụng rộng rãi cho việc trích xuất hình ảnh, có thể tìm hiểu kỹ hơn tại [21]

Chia bộ dữ liệu

Chúng tôi tiến hành chia dữ liệu đã thu thập thành 3 bộ khác nhau:

Train Set gồm 566 hình ảnh

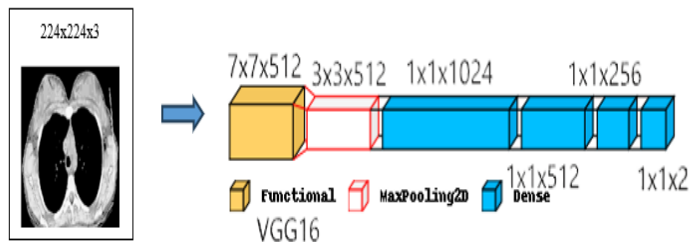
Valid Set gồm 63 hình ảnh

Test Set gồm 280 hình ảnh

Việc chia dữ liệu thành 3 bộ nhằm tránh hiện tượng mô hình bị overfitting [18]

Huấn luyện mô hình

1. Với mô hình huấn luyện trước VGG 16

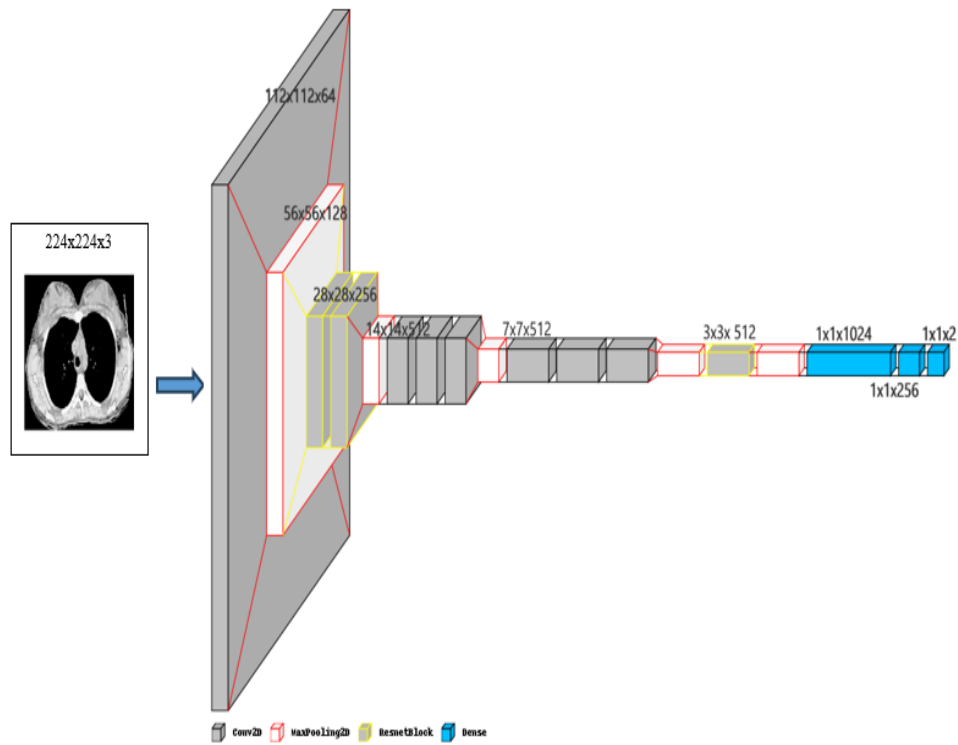


```
=====
Total params: 20092994 (76.65 MB)
Trainable params: 20091970 (76.64 MB)
Non-trainable params: 1024 (4.00 KB)
=====
```

Hình 1.5. Cấu trúc và tổng tham số để huấn luyện VGG16

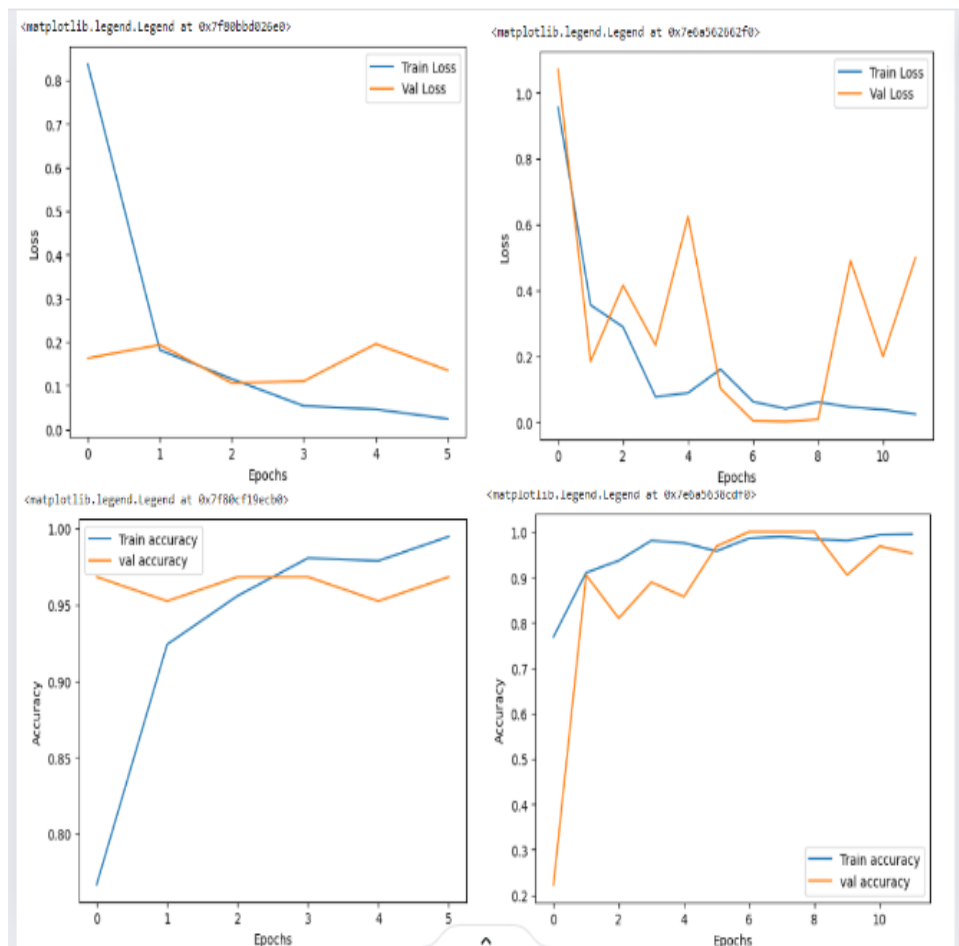
2. Mô hình huấn luyện với cấu trúc CNN đề xuất

Cấu trúc mạng CNN chúng tôi đề xuất được sử dụng là sự kết hợp của 2 kiến trúc CNN là VGG[21] và ResNet[22]



Total params: 21972226 (83.82 MB)
 Trainable params: 21959810 (83.77 MB)
 Non-trainable params: 12416 (48.50 KB)

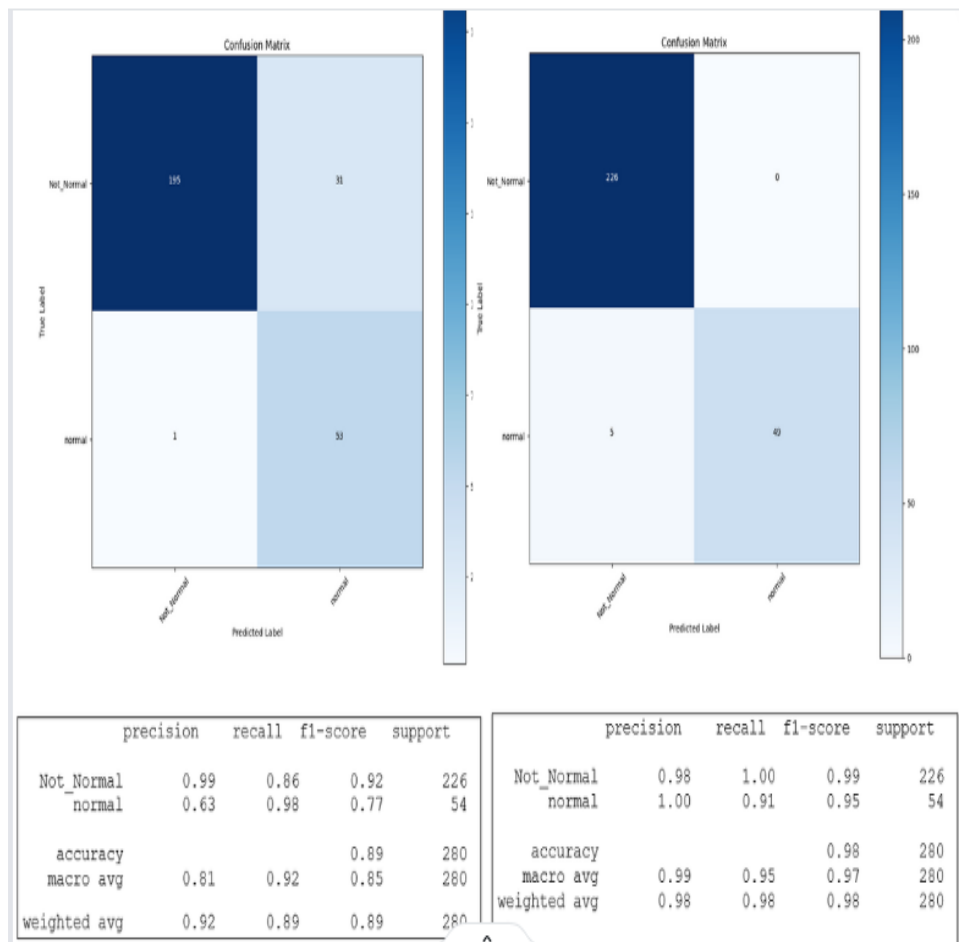
Hình 1.6. Cấu trúc và tổng tham số để huấn luyện của CNN chúng tôi đề xuất



Hình 1.7. Quá trình huấn luyện được trực quan bởi 2 biểu đồ trên, bên trái là VGG và bên phải là CNN đề xuất

Đánh giá hiệu suất

Đánh giá hiệu suất với Test set. Sử dụng Confusion Matrix[20], đây là công cụ để đánh giá hiệu suất với tập test được dựng rộng rãi



Hình 1.8. Bảng đánh giá hiệu suất của 2 cấu trúc CNN, bên trái là VGG và bên phải CNN đề xuất

3 Trình bày ưu điểm/khuyết điểm

Ưu điểm:

- Mô hình thiết kế tương đối đơn giản để triển khai cho toàn bộ các cơ sở y tế .
- Hiệu suất dự đoán cao, tối ưu thời gian cho việc dự đoán của các y bác sĩ.

Nhược điểm:

- Hạn chế về các dữ liệu thực tế từ các cơ sở y tế.
- Còn nhiều hạn chế về kiến thức y học, chưa kết luận chính xác nhãn của hình ảnh .
- Hiệu suất chưa tốt đối với các cơ sở dữ liệu khác

4 Trình bày sản phẩm

Phần mềm dự đoán hình ảnh CT phát hiện ung thư phổi, phần mềm của chúng tôi được triển khai trên ngôn ngữ lập trình Python. Cách hoạt động của phần mềm giao diện của hình nền được trực quan bên dưới, để có thể dự đoán hình ảnh CT về khoan phổi có bất thường không. Quy trình thực hiện phần mềm gồm các bước sau:

Bước 1: Giao diện của phần mềm ban đầu

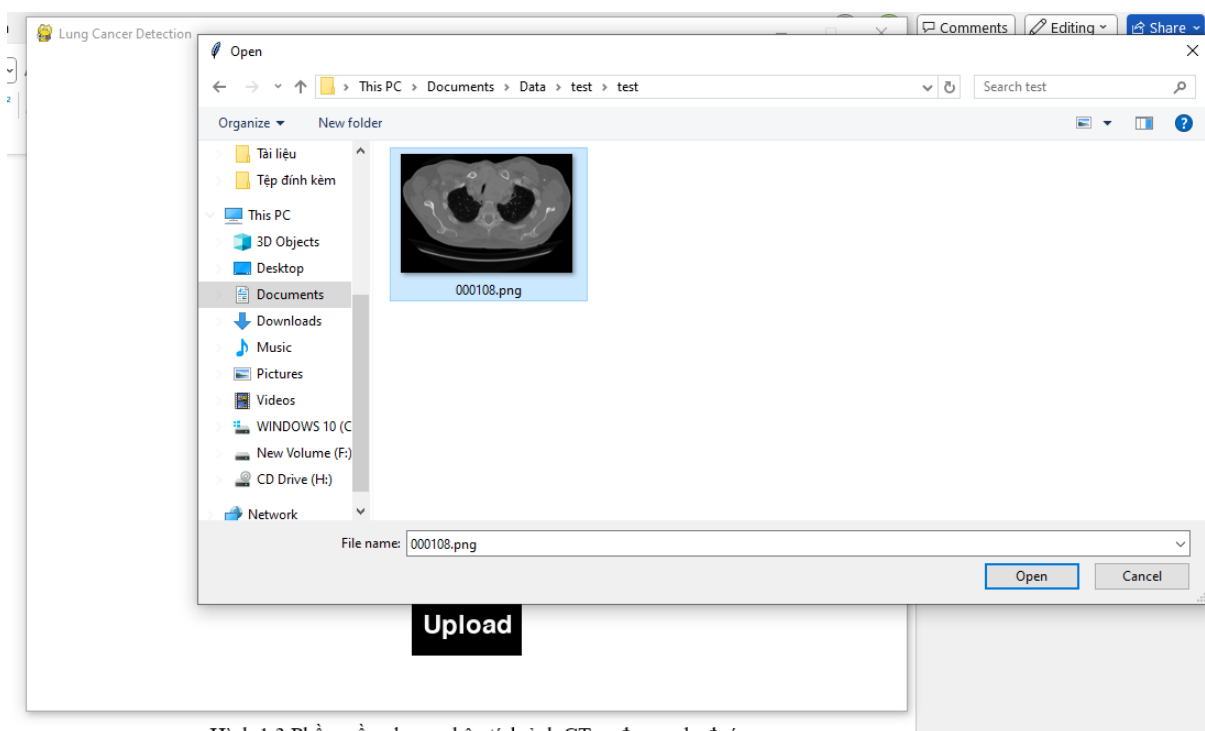
Upload

Bước 2: Nhấn vào nút upload

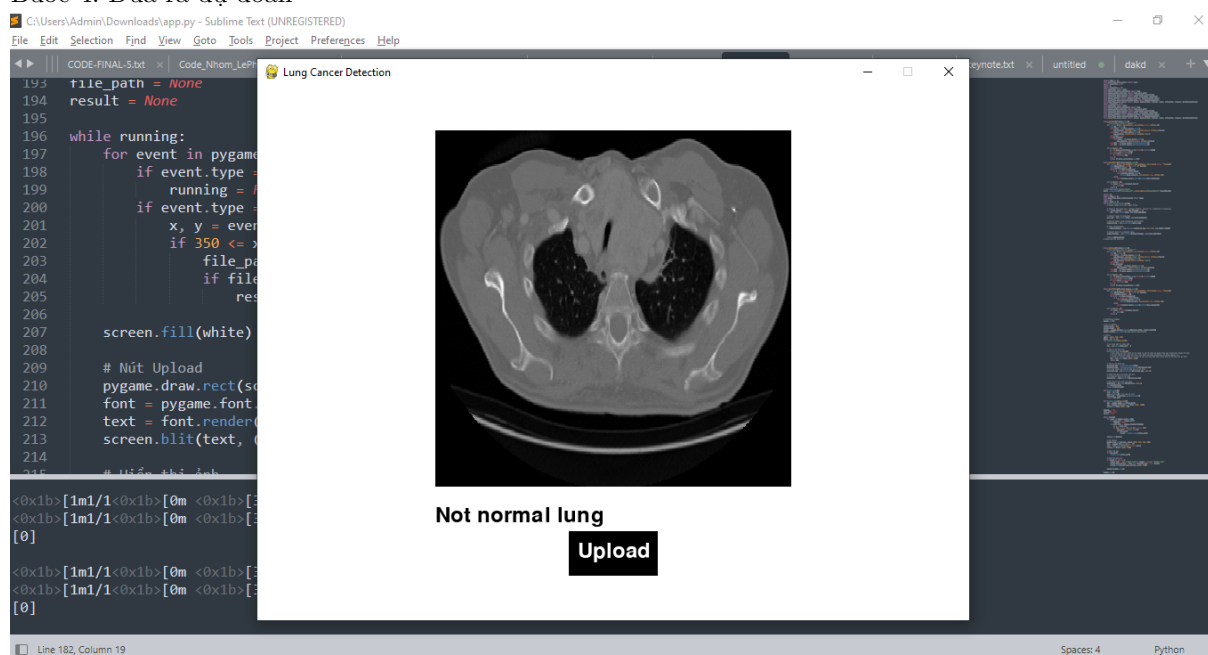
Upload



Bước 3: Tải ảnh CT về khoan phổi



Hình 1.2 Phần mềm demo phân tích ảnh CT ra đưa ra dự đoán



Hình 1.9 Phần mềm demo phân tích ảnh CT ra đưa ra dự đoán

IV Kết luận

Nghiên cứu chúng tôi đề xuất các nền tảng lý thuyết về các thuật toán và công nghệ AI được sử dụng rộng rãi để chẩn đoán ung thư phổi. Chúng tôi đề xuất ra một mô hình phát hiện ung thư phổi qua hình ảnh CT, phát hiện hình ảnh có khối u và không có khối u với hiệu suất lớn nhất 98 %. Tạo tiền đề cho việc phát triển các mô hình phát hiện ung thư phổi qua hình ảnh CT tối ưu nhất sau này.

Tài liệu tham khảo

1. Zhang Li, Jiehua Zhang, Tao Tan, Xichao Teng, Xiaoliang Sun, et al. "Deep Learning Methods for Lung Cancer Segmentation in Whole-Slide Histopathology Images—The ACDC@LungHP Challenge 2019."

2. Naglaa F. Noaman, Bassam M. Kanber, Ahmad Al Smadi, Licheng Jiao, and Mutasem K. Alsmadi. "Advancing Oncology Diagnostics: AI-Enabled Early Detection of Lung Cancer Through Hybrid Histological Image Analysis."
3. Marwa Obayya, Munya A. Arasi, Nuha Alruwais, Raed Alsini, Abdullah Mohamed, and Ishfaq Yaseen. "Lung-RetinaNet: Lung Cancer Detection Using a RetinaNet With Multi-Scale Feature Fusion and Context Module."
4. Mohammad A. Alzubaidi, Mwaffaq Ootom, and Hamza Jaradat. "Comprehensive and Comparative Global and Local Feature Extraction Framework for Lung Cancer Detection Using CT Scan Images."
5. Francisco Silva, Tania Pereira, Joana Morgado, Julieta Frade, José Mendes, Cláudia Freitas, Eduardo Negrão, Beatriz Flor de Lima, Miguel Correia da Silva, António J. Madureira, Isabel Ramos, Venceslau Hespanhol, José Luís Costa, António Cunha, and Hélder P. Oliveira. "EGFR Assessment in Lung Cancer CT Images: Analysis of Local and Holistic Regions of Interest Using Deep Unsupervised Transfer Learning."
6. Anum Masood, Po Yang, Bin Sheng, Huating Li, Ping Li, Jing Qin, Vitaveska Lanfranchi, Jinman Kim, and David Dagan Feng. "Cloud-Based Automated Clinical Decision Support System for Detection and Diagnosis of Lung Cancer in Chest CT."
7. Jiachen Wang, Riqiang Gao, Yuankai Huo, Shunxing Bao, Yunxi Xiong, Sanja L. Antic, Travis J. Osterma, Pierre P. Massion, Bennett A. Landman. "Lung Cancer Detection using Co-learning from Chest CT Images and Clinical Demographics."
8. H. Mahersia, M. Zaroug, L. Gabralla. "Lung Cancer Detection on CT Scan Images: A Review on the Analysis Techniques."
9. Lulu Wang, Ahmed M. Al-Jumaily. "Imaging of Lung Structure Using Holographic Electromagnetic Induction."
10. Pranav Rajpurkar, Jeremy Irvin, Robyn L. Ball, Kaylie Zhu, Brandon Yang, Hershel Mehta, Tony Duan, Daisy Ding, Aarti Bagul, Curtis P. Langlotz, Bhavik N. Patel, Kristen W. Yeom, Katie Shpanskaya, Francis G. Blankenberg, Jayne Seekins, Timothy J. Amrhein, David A. Mong, Safwan S. Halabi, Evan J. Zucker, Andrew Y. Ng, Matthew P. Lungren. "Deep learning for chest radiograph diagnosis: A retrospective comparison of the CheXNeXt algorithm to practicing radiologists."
11. Automatic lung cancer detection from CT image using improved deep neural network and ensemble classifier P. Mohamed Shakeel¹ • M. A. Burhanuddin² • Mohammad Ishak Desai¹
12. **LCDctCNN: Lung Cancer Diagnosis of CT scan Images Using CNN Based Model** Muntasir Mamu, Md Ishtyaq Mahmud, Mahabuba Meherin, Bangladesh Dhaka, Ahmed Abdelgawad
13. Ausawalaithong, W., Thirach, A., Marukatat, S., & Wilaiprasitporn, T. (2018). Automatic Lung Cancer Prediction from Chest X-ray Images Using the Deep Learning Approach. 2018 11th Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON)
14. <https://www.kaggle.com/c/vinbigdata-chest-xray-abnormalities-detection/data>
15. <https://www.kaggle.com/datasets/mohamedhanyyy/chest-ctscan-images/data>
16. K. Kuan, M. Ravaut, G. Manek, H. Chen, J. Lin, B. Nazir, C. Chen, T. C. Howe, Z. Zeng, and V. Chandrasekhar, "Deep learning for lung cancer detection: Tackling the kaggle data science bowl 2017 challenge," 2017, arXiv:1705.09435.
17. Labeled Optical Coherence Tomography (OCT) and Chest X-Ray Images for Classification by Daniel Kermany, Kang Zhang, Michael Goldbaum
18. <https://machinelearningcoban.com/2017/03/04/overfitting/>
19. https://docs.opencv.org/4.x/d2/d96/tutorial_py_table_of_contents_imgproc.html
20. Course of the deep learning specialization at [Coursera](#), **Structuring Machine Learning Projects** by adrew ng
21. Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.

22. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770–778).
23. Christopher M. Bishop: Pattern Recognition and Machine Learning
24. Mohammad A. Alzubaidi, Mwaffaq Otoom, and Hamza Jaradat. "Comprehensive and Comparative Global and Local Feature Extraction Framework for Lung Cancer Detection Using CT Scan Images."
25. Convolutional Neural Networks cheatsheet By Afshine Amidi and Shervine Amidi
26. Anum Masood, Po Yang, Bin Sheng, Huating Li, Ping Li, Jing Qin, Vitaveska Lanfranchi, Jinman Kim, and David Dagan Feng. "Cloud-Based Automated Clinical Decision Support System for Detection and Diagnosis of Lung Cancer in Chest CT."
27. Research Article A Computer-Aided Pipeline for Automati.....at Emre Dandil