



ĐỀ CƯƠNG THỰC TẬP DỰ ÁN TỐT NGHIỆP
PHÂN LOẠI ẢNH CÓ KHỐI U VÀ KHÔNG
CÓ KHỐI U Ở PHỔI
(LUNG TUMOR CLASSIFICATION)

1 THÔNG TIN CHUNG

Người hướng dẫn:

– PGS. TS. Lê Hoàng Thái (Khoa Công nghệ Thông tin)

[Nhóm] Sinh viên thực hiện:

1. Hứa Phú Thành (MSSV: 18120563)
2. Hà Minh Toàn (MSSV: 18120597)
3. Trần Ngọc Tịnh (MSSV: 18120599)
4. Trần Luật Vy (MSSV: 18120656)

Loại đề tài: Nghiên cứu

Thời gian thực hiện: Từ 1/2022 đến 7/2022

2 NỘI DUNG THỰC HIỆN

2.1 Giới thiệu về đề tài

Đối với mỗi con người chúng ta thì sức khỏe là thứ quý giá nhất và quan trọng

nhất. Các nguyên nhân ảnh hưởng đến sức khỏe hầu hết là do thói quen ăn uống và sinh hoạt của mỗi người. Nếu bạn có một chế độ dinh dưỡng tốt, cùng với việc luyện tập thể dục thể thao thường xuyên chắc chắn bạn sẽ có sức khỏe tốt. Và ngược lại, nếu chế độ ăn uống không lành mạnh, lười vận động, thường xuyên sử dụng các chất kích thích như: rượu, bia, thuốc lá, ... sẽ làm cho sức khỏe chúng ta giảm sút nghiêm trọng. Dẫn đến việc thường xuyên mắc bệnh và nguy hiểm nhất đó chính là bệnh ung thư.

Theo các tổ chức y tế thế giới, ung thư phổi là một trong những loại ung thư phổ biến nhất trên thế giới hiện nay. Triệu chứng thường xảy ra như ho, tức ngực hoặc ho ra máu. Tuy nhiên, cũng có rất nhiều trường hợp bệnh nhân không có bất kỳ triệu chứng lâm sàng nào hoặc khi có các triệu chứng thì ung thư đã vào giai đoạn cuối. Hiện nay, chúng ta có thể phát hiện các bệnh liên quan tới phổi, đặc biệt là ung thư bằng biện pháp chụp cắt lớp phổi (chụp CT phổi). Biện pháp này giảm đáng kể tỷ lệ tử vong do ung thư phổi nhờ việc phát hiện sớm và điều trị kịp thời.

Hiện nay với sự phát triển mạnh mẽ của trí tuệ nhân tạo, việc chẩn đoán, phát hiện các bệnh, các biểu hiện bất thường trên ảnh y khoa trở nên thuận lợi hơn. Ta có thể thu được kết quả tốt trong việc giải quyết các bài toán trên thông qua việc sử dụng các phương pháp học máy như: K-Mean, KNN, SVM, ... hoặc sử dụng các mô hình Deep learning (mô hình học sâu) như Convolutional neural network (CNN - mạng nơron tích chập). Thế nên, trong đề án này, nhóm sẽ tập trung nghiên cứu để giải quyết bài toán “Phân loại ảnh có khối u hoặc không có khối u ở phổi” bằng việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo.

2.2 Mục tiêu đề tài

Ngày nay, với sự phát triển nhanh chóng của công nghệ rất nhiều các thiết bị hiện đại được áp dụng vào lĩnh vực y tế như: hệ thống MRI 1.5 của Tesla, hệ thống CT Scanner 160 lát, hệ thống chụp mạch xóa nền (DSA), ... Và không thể không nhắc đến những ứng dụng của công nghệ thông tin trong y khoa như các ứng dụng theo dõi sức khỏe bệnh nhân, đặt lịch khám trực tuyến, hệ thống lưu

trữ và truyền hình ảnh (PACS), ... Bằng việc áp dụng công nghệ thông tin khối lượng dữ liệu trong lĩnh vực y tế được sản sinh ra vô cùng đáng kể và ảnh y khoa là một trong số đó. Với một khối lượng lớn hình ảnh y khoa (MRI, CT, X-quang, ...) đòi hỏi các bác sĩ phải tốn thêm nhiều thời gian trong việc chẩn đoán các bệnh, các biểu hiện bất thường trên ảnh. Thế nên việc xây dựng một mô hình hỗ trợ các bác sĩ chẩn đoán, phát hiện các biểu hiện bất thường trên ảnh y khoa, với độ chính xác cao là hết sức cần thiết, từ đó có thể đưa ra phác đồ điều trị tốt nhất cho bệnh nhân. Sau mỗi lần chụp CT, X-quang, ... các bác sĩ không còn loay hoay với việc xem các ảnh phim và bệnh nhân không còn tốn quá nhiều thời gian để chờ kết quả vì đã có các mô hình máy tính giúp ta làm những công việc trên.

Mục tiêu cụ thể của nhóm trong đề án này là “Xây dựng mô hình phân loại ảnh có khối u hoặc không có khối u ở phổi”. Bài toán được đặt ra ở đây là bài toán phân loại ảnh (Image classification). Phương pháp mà nhóm hướng đến là xây dựng mô hình phân lớp bằng mô hình học sâu. Ung thư là một trong những bệnh lý vô cùng nguy hiểm nếu không được phát hiện và điều trị kịp thời. Do đó, nhóm sử dụng các phương pháp nêu trên với hy vọng xây dựng một mô hình phân loại có độ chính xác cao, giảm tỷ lệ dương tính giả và âm tính giả của các mẫu được dự đoán.

2.3 Phạm vi của đề tài

Đối tượng nghiên cứu:

- Đề tài nghiên cứu lấy cảm hứng từ bài báo “Detection of Lung Nodules on CT Images based on the Convolutional Neural Network with Attention Mechanism” [1].

- Tập dữ liệu dùng để nghiên cứu: LIDC/IDRI ¹. Tập dữ liệu này được dùng trong cuộc thi mang tên LUNA16 ². Mục đích của cuộc thi này nhằm giải quyết 2 vấn đề chính: vấn đề thứ nhất là xây dựng mô hình phát hiện các nốt sần ở phổi, sau khi xác định được vị trí các nốt sần ta sẽ đi đến việc giải quyết vấn đề thứ hai là xây dựng mô hình phân loại nốt sần nào có chứa khối u và không chứa khối u,

¹<https://wiki.cancerimagingarchive.net/display/Public/LIDC-IDRI>

²<https://luna16.grand-challenge.org/>

nhằm giảm tỉ lệ dương tính giả. Nhóm tập trung nghiên cứu vào vấn đề thứ hai.

Phạm vi nghiên cứu:

- Tìm hiểu về các phương pháp tăng cường dữ liệu.
- Xây dựng mô hình phân loại kết hợp giữa mạng DenseNet và Channel attention module.
- Xây dựng mô hình phân loại bằng cách sử dụng mô hình EfficientNet.
- Tìm hiểu các phương pháp đánh giá mô hình phân loại.

2.4 Cách tiếp cận dự kiến

Phương pháp Data Augmentation (tăng cường dữ liệu)

Với những bài toán học sâu thì dữ liệu luôn là rất khan hiếm như đã đề cập ở trên. Bởi sự cần thiết rằng các thuật toán học máy đều coi Data là một phần rất quan trọng, càng nhiều data thì chất lượng đầu ra để ứng dụng sẽ càng được cải thiện. Một số phương pháp để nạp thêm dữ liệu như:

- Adding noise, cropping, flipping, rotation, scaling, ... (những phương pháp này thường được dùng trong computer vision) [2].
- Ngoài ra còn có phương pháp Data synthesis hay còn gọi là tạo dữ liệu giả. Tuy nhiên với đồ án hình ảnh này thì dữ liệu giả muốn tạo ra là rất khó áp dụng được.
- Và còn một cách bên cạnh các phương pháp cắt, xoay ảnh như trên là Collect more data, tức là sẽ thêm ảnh giống như bộ dữ liệu đã có bằng những ảnh được tìm kiếm trên mạng (được cho phép sử dụng trong nghiên cứu học tập).

Mô hình đề xuất thứ nhất: DenseNet kết hợp Channel attention module

Như ta đã biết, DenseNet là một trong những mạng phân loại khá hiện đại. Nó được xem như là một biến thể mở rộng của ResNet. DenseNet sẽ khác so với ResNet đó là chúng không cộng trực tiếp x và $f(x)$ mà thay vào đó, các đầu ra của từng phép ánh xạ có cùng kích thước dài và rộng sẽ được concatenate với nhau thành một khối theo chiều sâu. Thành phần chính của DenseNet là các khối

DenseBlock và các tầng chuyển tiếp (translation layer). Một khối DenseBlock sẽ làm tăng thêm số lượng channel, nhưng việc thêm quá nhiều channel sẽ tạo nên một mô hình quá phức tạp. Do đó để giảm chiều dữ liệu chúng ta áp dụng tầng chuyển tiếp (translation layer). Tầng này dùng một tầng tích chập 1×1 để giảm số lượng channel, theo sau là tầng Pooling giúp giảm kích thước dài và rộng nhằm giúp giảm độ phức tạp của mô hình

Nhóm chúng tôi sử dụng mạng DenseNet để rút trích đặc trưng của dữ liệu kết quả thu được là các feature map. Kế đến các feature map này sẽ được đưa vào khối Channel attention. Channel Attention được thêm vào để cải thiện hiệu quả phân lớp của mô hình học sâu. Một bản đồ chú ý (attention map) sẽ được tạo ra bằng các khai thác các mối quan hệ giữa các kênh của các đối tượng. Mỗi kênh của feature map được xem như là một feature detector, nên channel attention sẽ tập trung vào những điểm có ý nghĩa của hình ảnh đầu vào nhằm xem xét phần thông tin nào quan trọng để nhấn mạnh hoặc phần thông tin nào ít quan trọng thì sự chú ý đối với chúng sẽ giảm đi.

Mô hình đề xuất thứ hai: EfficientNet

Các mạng Nơ ron tích chập được phát triển với tham số ban đầu là cố định, sau đó sẽ có thể tăng độ chính xác nếu đầu vào có được tham số lớn. Nhưng khi ta tăng kích thước của model đến một ngưỡng nào đấy thì độ chính xác trên tập dữ liệu sẽ bão hòa hoặc sẽ giảm. Đi kèm với sự gia tăng kích thước đó, chúng ta cần nhiều tài nguyên hơn để huấn luyện.

Nhận thấy các vấn đề trên, nhóm tác giả của phương pháp EfficientNet đã nghiên cứu và nhận thấy việc thu phóng cân bằng một cách có hệ thống (compound scaling) độ sâu, chiều rộng, độ phân giải (network depth, width, resolution) của một mạng có thể mang đến hiệu suất tốt hơn. Đây cũng một phương pháp triển mới cho các mô hình học sâu để tăng độ chính xác và cải thiện hiệu suất, minh chứng cho điều đó thì phương pháp này đã đạt được các thứ hạng cao trên các tập dữ liệu lớn như ImageNet.

Ngoài việc áp dụng cơ chế thu phóng mô hình, kiến trúc EfficientNet còn đặc biệt ở chỗ gồm nhiều khối Mobile inverted bottleneck. Đối với các mô hình thì độ

sâu quá lớn là một trong những nguyên nhân quan trọng dẫn đến việc số lượng tham số mô hình tăng cao. Khối MB Conv đã sử dụng tích chập tách biệt theo chiều sâu (depthwise separable convolution) giúp giảm lượng tham số đầu vào, chi phí tính toán cho mô hình.

Dữ liệu đầu vào sẽ được đưa qua một khối Preprocessing có nhiệm vụ chuẩn hóa dữ liệu cho phù hợp với đầu vào của mô hình EfficientNet. Tiếp đó, dữ liệu đã chuẩn hóa sẽ đi qua mạng EfficientNet và đầu ra sẽ được đưa qua hàm softmax và cho ra kết quả Positive hoặc Negative.

2.5 Kết quả dự kiến của đề tài

Kết quả dự kiến của đề tài: xây dựng được mô hình phân loại với độ chính xác cao từ các phương pháp đã đề xuất. Kết quả mô hình là một phiên bản tốt hơn về độ chính xác so với mô hình mà nhóm dựa vào để nghiên cứu từ những tác giả trước đó.

Sản phẩm đầu ra là 1 ứng dụng có chức năng như nhận ảnh đầu vào mà người dùng cần phân loại, sau đó trả về kết quả là Positive/Negative (là khối u hoặc không là khối u). Ngoài ra, mô hình còn có thể triển khai trên web-app.

2.6 Kế hoạch thực hiện

Bảng mô tả kế hoạch thực hiện đề tài:

STT	Công việc	Mốc thời gian	Thành viên thực hiện
1	Đọc và tìm hiểu các paper liên quan đến đề tài	1/1 - 1/2	Cả nhóm
2	Đề ra phương pháp tiếp cận Tìm hiểu các phần lý thuyết liên quan	1/2 - 1/3	Cả nhóm
3	Cài đặt mô hình bằng kỹ thuật Transfer learning Viết đề cương	1/3 - 1/4	Cả nhóm
4	Tìm hiểu về cơ chế attention Cài đặt mô hình	1/4 - 1/5	Cả nhóm
5	Tổng hợp kết quả Viết và chỉnh sửa báo cáo	1/5 - 1/7	Cả nhóm

Tài liệu

- [1] K. D. Lai, T. T. Nguyen, and T. H. Le, “Detection of Lung Nodules on CT Images based on the Convolutional Neural Network with Attention Mechanism,”

Published by International Association of Educators and Researchers (IAER), 2021.

- [2] A. Takimoglu, “Top data augmentation techniques: Ultimate guide for 2022.” <https://research.aimultiple.com/data-augmentation-techniques/>.
- [3] P. Baheti, “A newbie-friendly guide to transfer learning.” <https://www.v7labs.com/blog/transfer-learning-guide>.
- [4] Nttuan8, “Transfer learning data augmentation.” <https://nttuan8.com/bai-9-transfer-learning-va-data-augmentation/>.
- [5] M. Tripathi, “Image processing using cnn: A beginners guide.” <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/image-processing-using-cnn-a-beginners-guide/>.

XÁC NHẬN
CỦA NGƯỜI HƯỚNG DẪN
(Ký và ghi rõ họ tên)

TP. Hồ Chí Minh, ngày 4 /tháng 4 /năm 2022
NHÓM SINH VIÊN THỰC HIỆN
(Ký và ghi rõ họ tên)