

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CẦN THƠ
TRƯỜNG CÔNG NGHỆ THÔNG TIN & TRUYỀN THÔNG**



**LUẬN VĂN TỐT NGHIỆP
NGÀNH KHOA HỌC MÁY TÍNH**

Đề tài

**ỨNG DỤNG HỌC SÂU TRONG VIỆC PHÁT HIỆN
CÁC VÙNG BẤT THƯỜNG TRÊN ẢNH CT PHỔI**

**Sinh viên thực hiện : Huỳnh Duy Khôi
Mã số : B2007190
Khóa : 46**

Cần Thơ, .../2024

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CẦN THƠ
TRƯỜNG CÔNG NGHỆ THÔNG TIN & TRUYỀN THÔNG**



**LUẬN VĂN TỐT NGHIỆP
NGÀNH KHOA HỌC MÁY TÍNH**

Đề tài

**ỨNG DỤNG HỌC SÂU TRONG VIỆC PHÁT HIỆN
CÁC VÙNG BẤT THƯỜNG TRÊN ẢNH CT PHỔI**

**Giáo viên hướng dẫn:
TS. Lưu Tiến Đạo**

**Sinh viên thực hiện:
Huỳnh Duy Khôi
Mã số: B2007190
Khóa : 46**

Cần Thơ, .../2024

[illegible]

LỜI CẢM ƠN

Để có được bài niên luận này, em xin được bày tỏ lòng biết ơn chân thành và sâu sắc đến Thầy Lưu Tiến Đạo – người đã trực tiếp tận tình hướng dẫn, giúp đỡ em. Trong suốt quá trình thực hiện niên luận, nhờ những sự chỉ bảo và hướng dẫn quý giá đó mà bài niên luận này được hoàn thành một cách tốt nhất.

Em cũng xin gửi lời cảm ơn chân thành đến các Thầy Cô Giảng viên Đại học Cần Thơ, đặc biệt là các Thầy Cô ở Trường CNTT & TT, những người đã truyền đạt những kiến thức quý báu trong thời gian qua.

Em cũng xin chân thành cảm ơn bạn bè cùng với gia đình đã luôn động viên, khích lệ và tạo điều kiện giúp đỡ trong suốt quá trình thực hiện để em có thể hoàn thành bài niên luận một cách tốt nhất.

Tuy có nhiều cố gắng trong quá trình thực hiện niên luận, nhưng không thể tránh khỏi những sai sót. Em rất mong nhận được sự đóng góp ý kiến quý báu của quý Thầy Cô và các bạn để bài niên luận hoàn thiện hơn.

Cần Thơ, ngày ... tháng ... năm 2024

Người viết

Huỳnh Duy Khôi

MỤC LỤC

DANH MỤC HÌNH

DANH MỤC BẢNG

TÓM TẮT

Tóm tắt

ABSTRACT

Abstract

CHƯƠNG 1: GIỚI THIỆU

1.1. Đặt vấn đề

Đặt vấn đề.

1.2. Lịch sử giải quyết vấn đề

Bài toán phát hiện vùng bất thường trên ảnh CT phổi từ lâu đã là một đề tài phổ biến trong lĩnh vực y khoa cũng như thị giác máy tính. Dưới đây là một số công trình nghiên cứu liên quan đến bài toán này.

Trong bài báo "AWEU-Net: An Attention-Aware Weight Excitation U-Net for Lung Nodule Segmentation" [1], các tác giả đã đề xuất một phương pháp tiếp cận tự động hoàn toàn cho việc phát hiện và phân đoạn nốt phổi trong hình ảnh CT (Computed Tomography) bằng cách sử dụng mô hình học sâu. Nhằm khắc phục nhược điểm xuất hiện nhiều trong quá trình phân đoạn nốt phổi trên toàn bộ ảnh CT phổi, họ đề xuất phương pháp bao gồm hai giai đoạn chính: phát hiện nốt phổi (nodule detection) dựa trên mô hình Faster R-CNN để xác định vùng quan tâm chứa nốt phổi và phân đoạn chính xác vùng nốt phổi (nodule segmentation) với kiến trúc U-Net có tích hợp các khối PAWE (Position Attention-Aware Weight Excitation) và CAWE (Channel Attention-Aware Weight Excitation) dựa trên vùng quan tâm đã xác định. Hai khối PAWE và CAWE được sử dụng để tăng cường khả năng phân biệt giữa các đặc trưng của nốt phổi và các vùng khác. Các tác giả đã sử dụng hai tập dữ liệu công khai là LIDC-IDRI và LUNA16 trong quá trình thực nghiệm. LIDC-IDRI bao gồm 1,018 bản chụp CT từ 1,010 bệnh nhân, trong đó mỗi bản chụp được bốn bác sĩ chuyên khoa phân tích và phân đoạn thủ công các nốt có đường kính lớn hơn 3mm. Sau khi loại bỏ các nốt quá nhỏ, tập dữ liệu cuối cùng có tổng cộng 2,044 nốt phổi. Trong khi đó, LUNA16 được rút trích từ LIDC-IDRI, chứa 888 bản chụp CT với tổng cộng 2,300 nốt phổi sau tiền xử lý. Các tác giả chia cả hai tập dữ liệu thành 70% cho huấn luyện, 10% cho đánh giá, và 20% cho kiểm tra. Kết quả cho thấy phương pháp được đề xuất đạt được các kết quả vượt trội so với các mô hình tiên tiến khác ở cả hai tác vụ là phát hiện nốt phổi và phân đoạn nốt phổi. Cụ thể, với tập dữ liệu LUNA16, mô hình AWEU-Net đạt được Dice score 89,79% và IoU 82,34% và mô hình Faster R-CNN độ chính xác là 92.67%. Trên tập dữ liệu LIDC-IDRI, AWEU-Net đạt Dice score 90,35% và IoU 83,21% và mô hình Faster R-CNN độ chính xác là 91.44%. Những kết quả này cho thấy phương pháp tiếp cận của các tác giả không chỉ cải thiện độ chính xác trong phân đoạn nốt phổi mà còn giúp xác định ranh giới của các nốt một cách chính xác hơn.

Trong bài nghiên cứu "Lung Nodule Detection in Medical Images Based on Improved YOLOv5s" [2], các tác giả đã sử dụng phương pháp cải tiến mô hình YOLOv5s nhằm nâng cao hiệu suất phát hiện nốt phổi trong hình ảnh y tế. Với việc các nốt phổi có cấu trúc phức tạp, khó phát hiện và đặc biệt là thường có kích thước nhỏ đã gây khó khăn cho mô hình YOLOv5s gốc dẫn đến mô hình không đạt được hiệu quả cao trong việc phát hiện nốt phổi. Khi đó họ đã thực hiện ba cải tiến chính đối với mô hình YOLOv5s: tích hợp các module Convolutional Block Attention (CBAM) để loại bỏ các yếu tố gây nhiễu trong hình ảnh y tế và cải thiện khả năng phát hiện nốt phổi nhỏ, thay thế Spatial Pyramid Pooling – Fast (SPPF) bằng Atrous Spatial Pyramid Pooling (ASPP) giúp mô hình xử lý được các nốt phổi có kích thước khác nhau, và sử dụng module "Contextual Transformer" (CoT) thay cho module C3 ở mô hình gốc để giúp mô hình tăng khả năng thu thập thông tin chi tiết. Tác giả đã tiến hành thử nghiệm trên hai tập dữ liệu công khai: LUNA16 và X-Nodule. Tập dữ liệu LUNA16 chứa các ảnh CT ngực, bao gồm 888 trường hợp với tổng cộng 1,186 nốt phổi đã được xác định bởi ít nhất ba chuyên gia. Tập dữ liệu X-Nodule chứa 2,015 ảnh X-quang phổi, với các nốt phổi đã được chú thích bởi các chuyên gia. Cả hai tập dữ liệu này đều được chia thành các tập dữ liệu huấn luyện, tập dữ liệu đánh giá và tập dữ liệu kiểm tra kiểm tra để đánh giá hiệu suất của mô hình. Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình YOLOv5-CASP cải tiến đã vượt trội so với các mô hình hiện đại khác như Faster R-CNN, SSD, YOLOv4-Tiny, YOLOv5s, DETR-R50 và Deformable DETR-R50 về các chỉ số mAP (mean average precision) và F1 score. Cụ thể, trên tập dữ liệu LUNA16, YOLOv5-CASP đạt được mAP là 0.720 và F1 score là 0.740, trong khi trên tập dữ liệu X-Nodule, mAP là 0.794 và F1 score là 0.766.

Trong bài nghiên cứu "Lung Nodule Detection based on Faster R-CNN Framework" [3], tác giả đã sử dụng thuật toán Faster R-CNN để phát hiện các nốt phổi trong hình ảnh CT. Quá trình này bao gồm hai phần chính: mạng đề xuất vùng (RPN) để xác định các khung vùng tiềm năng bằng phương pháp cửa sổ trượt trên bản đồ đặc trưng, sau đó là mạng Fast R-CNN để phân loại và điều chỉnh vị trí các đối tượng. Dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu này đến từ tập dữ liệu công khai LIDC-IDRI, bao gồm bản chụp CT 1,018 bệnh nhân với tổng cộng 3,042 nốt phổi lớn đã được đánh giá bởi bốn chuyên gia chẩn đoán hình ảnh. Để mở rộng số lượng mẫu và tránh hiện tượng quá khớp, tác giả đã sử dụng các phương pháp tăng cường dữ liệu như thêm các lát cắt lân cận của nốt phổi lớn để tạo ra 7,000 ảnh lát cắt. Kết quả cho thấy thuật toán Faster R-CNN sau khi tối ưu đạt được độ chính xác cao. Cụ thể, so với các phương pháp như R-CNN và Fast R-CNN, mô hình Faster R-CNN cải tiến đạt độ chính xác trung bình (AP) lên tới 91.2%, vượt trội hơn 20% so với các thuật toán truyền thống.

1.3. Mục tiêu đề tài

Mục tiêu đề tài.

1.4. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Phạm vi nghiên cứu

1.5. Phương pháp nghiên cứu

Lý thuyết:

Thực nghiệm:

1.6. Bố cục

Niên luận được trình bày với các nội dung sau:

Chương 1: Giới thiệu

Giới thiệu

Chương 2: Cơ sở lý thuyết

Trình bày cơ sở lý thuyết

Chương 3: Phương pháp thực hiện

Trình bày kiến trúc

Chương 4: Kết quả thực nghiệm

Trình bày kết quả đánh giá.

Chương 5: Kết luận

Trình bày những kết quả đạt được của đề tài, những hạn chế chưa giải quyết và hướng phát triển của đề tài.

CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1.

temp

CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP THỰC HIỆN

3.1. Tổng quan hệ thống

Temp

CHƯƠNG 4: KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

4.1.

Temp

CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

5.1. Kết luận

Temp

5.2. Hướng phát triển

Temp

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Banu, Syeda Furraka, et al. "AWEU-Net: An attention-aware weight excitation U-Net for lung nodule segmentation." *Applied Sciences* 11.21 (2021): 10132.
- [2] Ji, Zhanlin, et al. "Lung nodule detection in medical images based on improved YOLOv5s." *IEEE Access* (2023).
- [3] Su, Ying, Dan Li, and Xiaodong Chen. "Lung nodule detection based on faster R-CNN framework." *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 200 (2021): 105866.