

ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP. HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC
CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM
Độc Lập - Tự Do - Hạnh Phúc

THÔNG TIN ĐĂNG KÝ ĐỀ TÀI LUẬN VĂN THẠC SĨ

1. Tên đề tài (ghi IN HOA):

- Tên tiếng Việt: PHÂN ĐOẠN KHỐI U NÃO QUA ẢNH MRI SỬ DỤNG HỌC GIÁM SÁT YẾU.
- Tên tiếng Anh: BRAIN TUMOR SEGMENTATION FROM MRI IMAGES USING WEAKLY SUPERVISED LEARNING.
- Hướng đề tài luận văn:
 - Hướng nghiên cứu J
 - Định hướng nghiên cứu ☒
 - Định hướng ứng dụng J

- Số tín chỉ:

2. Ngành học và Mã ngành:

- Khoa học máy tính: 8480101 J
- Công nghệ Thông tin: 8480201 ☒

3. Cán bộ hướng dẫn: (định dạng 2 cột nếu có 2 CBHD)

- Họ tên: Dương Việt Hằng
- Email: hangdv@uit.edu.vn
- Điện thoại: 0919196708
- Đơn vị công tác: Trường ĐH CNTT

4. Thời gian thực hiện: 6 tháng. Từ tháng 07/2024

5. Học viên thực hiện:

- Họ tên: Trương Thanh Luân
- Mã số: 220201016 Khóa: 17 Đợt: 2
- Email: luan tt.17@grad.uit.edu.vn Điện thoại: 0938174696

TP. HCM, ngày 30 tháng 06 năm 2024

Xác nhận của CBHD

Học viên

TS. Dương Việt Hằng

Trương Thanh Luân

ĐỀ CƯƠNG ĐỀ TÀI LUẬN VĂN THẠC SĨ

1. Nội dung

1.1. Tổng quan tình hình nghiên cứu

- Phân đoạn khối u não từ ảnh MRI là một bước quan trọng trong quá trình chẩn đoán và điều trị bệnh u não. Bài toán này đòi hỏi sự chính xác cao vì các khối u có thể có hình dạng, kích thước và vị trí rất đa dạng trong não. Việc xác định đúng vị trí và kích thước của khối u giúp các bác sĩ đưa ra phương pháp điều trị hiệu quả hơn. Vì vậy, đã có nhiều nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và học máy vào việc phát hiện và điều trị u não dù đạt được những tiến bộ, nhưng cũng đang tồn tại nhiều hạn chế như thiếu dữ liệu được gán nhãn làm suy giảm hiệu suất huấn luyện của các mô hình, kiến trúc mô hình phức tạp đòi hỏi nhiều tài nguyên, lo ngại về quyền riêng tư của bệnh nhân, ứng dụng mô hình vào thực tế chưa nhiều, ...
- Các công trình nghiên cứu ứng dụng trong quá trình chẩn đoán và điều trị bệnh u não:

Phương pháp	Ưu điểm	Nhược điểm
1. Mô hình mạng học đồng huấn luyện đối kháng (Adversarial Co-training Network - ACN): phương pháp này nhằm mục đích kết hợp học tập từ cả các modal đầy đủ và các modal thiếu để bổ sung cho nhau về mặt biểu diễn miền và đặc trưng, cũng như khôi phục thông tin bị thiếu. Sử dụng bộ dữ liệu BraTS	Giải quyết vấn đề thiếu các modal (các loại ảnh chụp não, mỗi loại cho thấy các đặc điểm khác nhau của mô và cấu trúc não) trong phân đoạn khối u não từ ảnh MRI. Sử dụng huấn luyện học đa modal và đơn modal bổ sung cho nhau nhằm khắc phục tình trạng thiếu thông	Mô hình có cấu trúc phức tạp với nhiều thành phần cần được thiết lập và tối ưu hóa đồng thời. Phương pháp yêu cầu huấn luyện các mô hình "dành riêng" cho từng tình huống thiếu modal, điều này có thể tăng chi phí huấn luyện.

2018 để huấn luyện mô hình.	tin và cải thiện kết quả dự đoán so với các phương pháp hiện tại trước đó.	
2. Phân đoạn u não từ ảnh MRI sử dụng mô hình Transformer (mmFormer): sử dụng bộ mã hóa kết hợp giữa tích chập và Transformer để xử lý từng loại ảnh MRI, sau đó liên kết các đặc trưng từ các loại khác nhau bằng Inter-modal Transformer. Cuối cùng, sử dụng bộ giải mã up-sampling để tạo ra kết quả phân đoạn u não chính xác ngay cả khi dữ liệu thiếu hụt. Sử dụng bộ dữ liệu BraTS 2018 để huấn luyện mô hình.	Cải thiện độ chính xác trong phân đoạn u não ngay cả khi bộ dữ liệu không có đầy đủ các loại hình ảnh (T1, T1c, T2, FLAIR), tổng quát hóa mô hình và sử dụng Transformer để cải thiện chất lượng phân đoạn.	Mặc dù có thể xử lý các trường hợp thiếu dữ liệu trong quá trình suy luận, nhưng vẫn cần các bộ dữ liệu đầy đủ để huấn luyện mô hình hiệu quả.
3. Phân đoạn u não trên hình ảnh MRI sử dụng mạng nơ-ron tích chập 3D (3D CNN) kết hợp với Transformer (TransBTS): sử dụng cấu trúc mã hóa-giải mã (encoder-decoder) trong đó phần mã hóa sử dụng 3D CNN để trích xuất các đặc trưng không	Cải thiện độ chính xác của phân đoạn u não bằng cách khai thác cả thông tin cục bộ và toàn cục từ dữ liệu hình ảnh MRI 3D	Việc kết hợp 3D CNN và Transformer làm tăng tính phức tạp của mô hình và yêu cầu tài nguyên tính toán lớn, yêu cầu dữ liệu MRI 3D chất lượng cao, đạt hiệu suất thấp trong trường hợp phức tạp hoặc dữ liệu bị nhiễu.

gian 3D và Transformer để mô hình hóa các mối quan hệ. Sử dụng bộ dữ liệu BraTS 2019 và BraTS 2020 để huấn luyện mô hình.		
4. Phương pháp Diff-Unet: thực hiện phân đoạn ảnh y tế 3D đa đối tượng, áp dụng cho các bài toán như phân đoạn khối u não từ MRI, phân đoạn gan và khối u gan từ CT, và phân đoạn đa cơ quan từ CT bụng. Sử dụng bộ dữ liệu BraTS 2020 để huấn luyện mô hình.	Cải thiện độ chính xác phân đoạn so với các phương pháp hiện có, có thể phân đoạn đồng thời nhiều đối tượng. Linh hoạt, có thể áp dụng cho nhiều loại ảnh y tế 3D khác nhau.	Yêu cầu tài nguyên tính toán lớn, đạt hiệu suất thấp trong trường hợp phức tạp hoặc dữ liệu bị nhiễu.
5. Ánh xạ Lớp Kích hoạt Dựa trên Độ Tin Cậy Mới cho Phân Đoạn Khối U Não MRI (Cfd-CAM): Cfd-CAM sử dụng độ tin cậy của hình ảnh đầu vào để ước tính tầm quan trọng của từng bản đồ đặc trưng. Sử dụng bộ dữ liệu BraTS 2021 và tập dữ liệu TCGA-LGG để huấn luyện mô hình.	Cfd-CAM vượt trội hơn so với các phương pháp CAM hiện có trong việc phân đoạn khối u não trên tập dữ liệu BraTS 2021 và tập dữ liệu TCGA-LGG.	Cfd-CAM sử dụng độ tin cậy của lớp mục tiêu để tính toán trọng số cho bản đồ đặc trưng. Tuy nhiên, nếu độ tin cậy không được ước tính chính xác, kết quả có thể bị ảnh hưởng. Và đạt hiệu suất thấp trong trường hợp dữ liệu bị nhiễu.

1.2. Giới thiệu về đề tài

- Tên đề tài: PHÂN ĐOẠN KHỐI U NÃO QUA ẢNH MRI SỬ DỤNG HỌC GIÁM SÁT YẾU
- Phân đoạn khối u não từ ảnh MRI là một bước quan trọng trong chẩn đoán và điều trị bệnh u não, yêu cầu sự chính xác cao do khối u có hình dạng, kích thước, vị trí đa dạng. Quá trình này đòi hỏi nhiều thời gian và công sức của chuyên gia y tế, đồng thời yêu cầu kỹ năng cao, vì vậy cần phương pháp tự động hỗ trợ. Xuất phát từ nhu cầu thực tiễn và tiềm năng ứng dụng trong y tế, đặc biệt là chẩn đoán hình ảnh. Luận văn nghiên cứu, đề xuất mô hình “Phân Đoạn Khối U Não Qua Ảnh MRI Sử Dụng Học Giám Sát Yếu”, sử dụng dữ liệu gán nhãn một phần hoặc không hoàn toàn chính xác. – Input và Output của bài toán: Input là các ảnh MRI của não bộ, và output là các vùng chứa khối u được phân đoạn rõ ràng trên ảnh MRI.
- Kết quả nghiên cứu của luận văn hỗ trợ chẩn đoán y tế phát hiện nhanh và đưa ra quyết định điều trị kịp thời, nâng cao chất lượng chăm sóc sức khỏe, giúp tiết kiệm thời gian, công sức của chuyên gia, cải thiện độ chính xác trong chẩn đoán và điều trị. Nghiên cứu và ứng dụng học giám sát yếu trong phân đoạn ảnh y tế mở ra nhiều hướng nghiên cứu mới trong định hướng nghiên cứu liên ngành.

1.3. Mục tiêu của đề tài

- Nghiên cứu lý thuyết các mô hình học sâu cho bài toán phân đoạn ảnh y khoa.
- Phát triển mô hình học giám sát yếu để phân đoạn khối u não từ ảnh MRI, nhằm tiết kiệm thời gian và công sức gán nhãn dữ liệu.
- Đánh giá hiệu quả mô hình trên các bộ dữ liệu BraTS 2023 nhằm kiểm chứng tính khả thi, tăng độ chính xác và khái quát hóa phát hiện bệnh u não.
- Đề xuất cải tiến để nâng cao độ chính xác và tính khả dụng của mô hình trong thực tiễn, hỗ trợ chẩn đoán y tế hiệu quả hơn, tăng niềm tin cậy vào hệ thống và từ đó ứng dụng hệ thống vào nhiều lĩnh vực trong y tế.

1.4. Nội dung nghiên cứu của đề tài

- Nghiên cứu các kỹ thuật học giám sát yếu để tìm ra phương pháp phù hợp cho dữ liệu gán nhãn yếu.
- Phát triển mô hình học giám sát yếu sử dụng các kỹ thuật học sâu, huấn luyện với bộ dữ liệu ảnh MRI (BraTS 2023) và áp dụng các phương pháp tối ưu hóa.

- Thực hiện các thực nghiệm đánh giá hiệu suất của mô hình trên các bộ dữ liệu kiểm thử BraTS 2023.
- Dựa trên kết quả đánh giá, đề xuất và thử nghiệm các cải tiến để nâng cao độ chính xác và tính khả dụng của mô hình.

1.5. Phương pháp thực hiện

- Thu thập dữ liệu: Thu thập bộ dữ liệu ảnh MRI của não từ các nguồn công khai BraTS 2023. Đảm bảo mô hình có thể học được từ các trường hợp đa dạng của khối u não.
- Tiền xử lý dữ liệu: Chuẩn hóa, loại bỏ nhiễu và áp dụng các kỹ thuật tăng cường dữ liệu như xoay, lật và cắt ảnh để đa dạng hóa dữ liệu huấn luyện. Nhằm làm tăng tốc độ huấn luyện, cải thiện khả năng tổng quát hóa mô hình.
- Thiết kế và xây dựng mô hình: Thiết kế và phát triển mô hình học giám sát yếu (weakly-supervised learning) dựa trên kiến trúc học sâu phù hợp như ViT (Vision Transformer), mô hình gồm có 2 bước: Tạo CAM chất lượng cao (End to End CAM Generation) và Huấn luyện lại trực tuyến với bộ giải mã cắt gradient (Online Retraining with Gradient Clipping Decoder).

1.6. Kết quả, sản phẩm dự kiến

- Phát triển mô hình học giám sát yếu có khả năng phân đoạn khối u não từ ảnh MRI với độ chính xác cao.
- Phát triển công cụ phần mềm tích hợp mô hình phân đoạn, hỗ trợ các bác sĩ trong việc chẩn đoán và điều trị bệnh u não. Giúp tiết kiệm được thời gian, công sức và chi phí.
- Ứng dụng rộng rãi mô hình vào thực tế trong lĩnh vực y học.

1.7. Đánh giá

- Đánh giá mô hình: thực hiện các thí nghiệm đánh giá hiệu suất của mô hình trên các bộ dữ liệu kiểm thử BraTS 2023.
- Sử dụng các tiêu chí đánh giá như IoU (Intersection over Union) để đo lường hiệu quả của mô hình.
- So sánh với các phương pháp hiện có: so sánh kết quả đạt được với các phương pháp phân đoạn khối u não hiện có như “Phân đoạn khối u não Diff-Unet” và

“Ánh xạ Lớp Kích hoạt Dựa trên Độ Tin Cây Mới cho Phân Đoạn Khối U Não MRI (Cfd-CAM)” để xác định ưu điểm và hạn chế của mô hình.

Công trình	Phương pháp	Ưu điểm	Nhược điểm
Phân đoạn khối u não Diff-Unet	Kết hợp mô hình khuếch tán (diffusion model) với kiến trúc U-Net.	Cải thiện độ chính xác phân đoạn so với các phương pháp hiện có, có thể phân đoạn đồng thời nhiều đối tượng. Linh hoạt, có thể áp dụng cho nhiều loại ảnh y tế 3D khác nhau.	Yêu cầu tài nguyên tính toán lớn, đạt hiệu suất thấp trong trường hợp phức tạp hoặc dữ liệu bị nhiễu.
Ánh xạ Lớp Kích hoạt Dựa trên Độ Tin Cây Mới cho Phân Đoạn Khối U Não MRI (Cfd-CAM)	Sử dụng độ tin cậy của hình ảnh đầu vào để ước tính tầm quan trọng của từng bản đồ đặc trưng	Vượt trội hơn so với các phương pháp CAM hiện có trong việc phân đoạn khối u não trên tập dữ liệu BraTS 2021 và tập dữ liệu TCGA-LGG.	Sử dụng độ tin cậy của lớp mục tiêu để tính toán trọng số cho bản đồ đặc trưng. Tuy nhiên, nếu độ tin cậy không được ước tính chính xác, kết quả có thể bị ảnh hưởng. Và đạt hiệu suất thấp trong trường hợp dữ liệu bị nhiễu.
Phân Đoạn Khối U Não	Sử dụng mô hình ViT (Vision Transformer)	Cải thiện hiệu suất của CAM	

Qua Ảnh MRI Dạng Học Giám Sát Yếu	cho WSSS (Weakly-supervised Semantic Segmentation). Khám phá đặc tính của mô hình ViT đơn giản và ứng dụng nó vào WSSS, mô hình dựa trên self-attention để xử lý các hình ảnh. Ngoài ra, nghiên cứu còn đề xuất một bộ giải mã dựa trên ViT, dùng Gradient Clipping để huấn luyện lại CAM để hoàn thành nhiệm vụ WSSS.	trong WSSS và cải thiện khả năng nhận diện các đối tượng trong hình ảnh. Đồng thời, cải thiện tính linh hoạt và hiệu quả của quá trình học giám sát yếu.	
-----------------------------------	--	--	--

- Hiệu suất và tính khả dụng của mô hình vào thực tiễn.

- Tài liệu tham khảo (tối đa 5).

[1] Zhu, L., Li, Y., Fang, J., Liu, Y., Xin, H., Liu, W., & Wang, X. (2023). Weaktr: Exploring plain vision transformer for weakly-supervised semantic segmentation. arXiv preprint arXiv:2304.01184.

[2] Xing, Z., Wan, L., Fu, H., Yang, G., & Zhu, L. (2023). Diff-unet: A diffusion embedded network for volumetric segmentation. arXiv preprint arXiv:2303.10326.

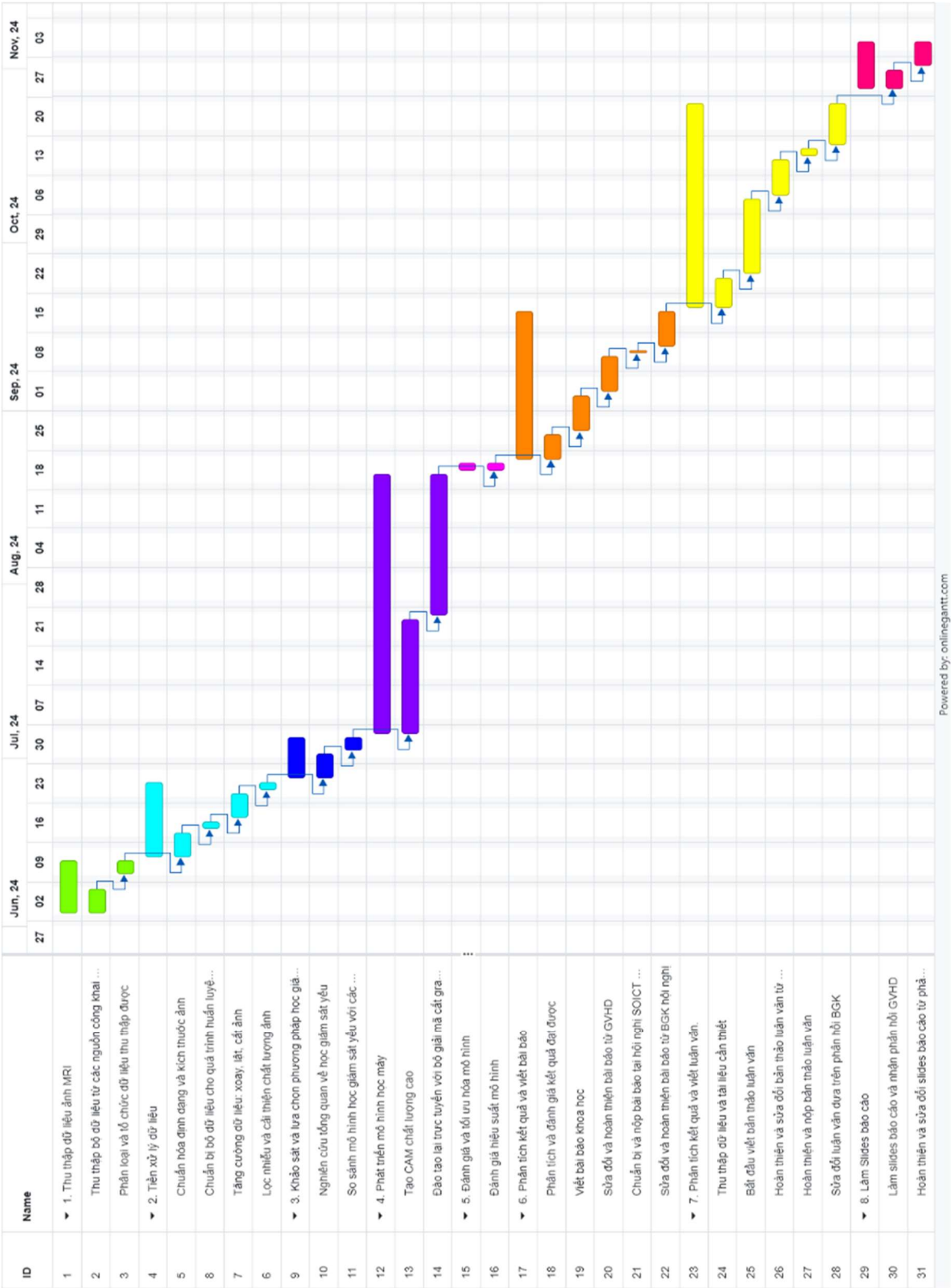
[3] Dorjsembe, Z., Pao, H. K., Odonchimed, S., & Xiao, F. (2024). Conditional diffusion models for semantic 3D brain MRI synthesis. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics.

[4] Hyeokjun, K., Yoon, S., H., & Yoon, K., J. (2023). Weakly Supervised Semantic Segmentation via Adversarial Learning of Classifier and Reconstructor. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023, pp. 11329-11339.

[5] Lixiang Ru, Heliang Zheng, Yibing Zhan, & Bo, D. (2023). Token Contrast for Weakly-Supervised Semantic Segmentation. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023, pp. 3093-3102.

2. Kế hoạch		
Nội dung công việc	TG dự kiến (ngày)	Ghi chú
1. Thu thập dữ liệu ảnh MRI	8	- Thu thập bộ dữ liệu công khai BraTS 2023 (5 ngày). - Phân loại và tổ chức dữ liệu thu thập được (3 ngày).
2. Tiền xử lý dữ liệu	10	- Chuẩn hóa định dạng và kích thước ảnh (3 ngày). - Áp dụng các kỹ thuật lọc nhiễu và cải thiện chất lượng ảnh (2 ngày). - Thực hiện tăng cường dữ liệu: xoay, lật, cắt ảnh (3 ngày). - Chuẩn bị bộ dữ liệu cho quá trình huấn luyện và kiểm thử (2 ngày).
3. Khảo sát và lựa chọn phương pháp học giám sát	6	- Nghiên cứu tổng quan về các phương pháp học giám sát yếu (3 ngày). - So sánh mô hình weakly-supervised learning với mô hình CNN, U Net (3 ngày).
4. Phát triển mô hình học máy	33	- Tạo CAM chất lượng cao (15 ngày). - Đào tạo lại trực tuyến với bộ giải mã cắt gradient (18 ngày).
5. Đánh giá và tối ưu hóa mô hình	2	- Đánh giá hiệu suất của mô hình trên bộ dữ liệu kiểm thử, điều chỉnh và tối ưu hóa mô hình để cải thiện độ chính xác và hiệu quả (2 ngày).
6. Phân tích kết quả và viết bài báo	19	- Phân tích và so sánh kết quả đạt được (3 ngày). - Viết bản thảo bài báo khoa học (14 ngày). - Sửa đổi và hoàn thiện bài báo dựa trên phản hồi từ giảng viên hướng dẫn (3 ngày). - Chuẩn bị và nộp tại hội nghị SOICT 2024 (1 ngày). - Sửa đổi và hoàn thiện bài báo dựa trên phản hồi ban giám khảo hội nghị. (2 ngày)
7. Phân tích kết quả và viết luận văn.	27	- Thu thập dữ liệu và tài liệu cần thiết cho việc viết luận văn (4 ngày). - Viết bản thảo luận văn (16 ngày). - Hoàn thiện và sửa đổi bản thảo luận văn dựa trên phản hồi từ giảng viên hướng dẫn (5 ngày). - Hoàn thiện và nộp bản thảo luận văn (2 ngày).
8. Làm Slides báo cáo	7	- Làm slides báo cáo và nhận phản hồi giảng viên hướng dẫn (4 ngày). - Hoàn thiện và sửa đổi slides báo cáo dựa trên phản hồi từ giảng viên hướng dẫn (3 ngày).
Tổng cộng	112	

Biểu đồ Gantt



ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP.HCM
TRƯỜNG ĐẠI HỌC
CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM
Độc lập - Tự do - Hạnh phúc

BẢN THUYẾT MINH ĐỀ CƯƠNG

Tên đề tài luận văn: PHÂN ĐOẠN KHỐI U NÃO QUA ẢNH MRI SỬ DỤNG HỌC GIÁM SÁT YẾU.

Học viên: Trương Thanh Luân

MSHV: 220201016

Ngành: Công nghệ Thông tin

Giảng viên hướng dẫn: TS. Dương Việt Hằng

Các góp ý của Hội đồng chuyên môn	NỘI DUNG CŨ, trang số mấy?	NỘI DUNG SAU CHỈNH SỬA, trang số mấy?						
Bổ sung phần nghiên cứu tổng quan về bài toán của các tác giả trước đây. Tìm hiểu các ưu điểm nhược điểm của các công trình này.	Bổ sung, trang 1, mục 1	<p>1.1. Tổng quan tình hình nghiên cứu</p> <ul style="list-style-type: none">Phân đoạn khối u não từ ảnh MRI là một bước quan trọng trong quá trình chẩn đoán và điều trị bệnh u não. Bài toán này đòi hỏi sự chính xác cao vì các khối u có thể có hình dạng, kích thước và vị trí rất đa dạng trong não. Việc xác định đúng vị trí và kích thước của khối u giúp các bác sĩ đưa ra phương pháp điều trị hiệu quả hơn. Vì vậy, đã có nhiều nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và học máy vào việc phát hiện và điều trị u não dù đạt được những tiến bộ, nhưng cũng đang tồn tại nhiều hạn chế như thiếu dữ liệu được gán nhãn làm suy giảm hiệu suất huấn luyện của các mô hình, kiến trúc mô hình phức tạp đòi hỏi nhiều tài nguyên, lo ngại về quyền riêng tư của bệnh nhân, ứng dụng mô hình vào thực tế chưa nhiều, ...Các công trình nghiên cứu ứng dụng trong quá trình chẩn đoán và điều trị bệnh u não: <table><tr><th>Phương pháp</th><th>Ưu điểm</th><th>Nhược điểm</th></tr><tr><td>1. Mô hình mạng học đồng huấn luyện đối kháng (Adversarial Co-</td><td>Giải quyết vấn đề thiếu các modal (các loại ảnh chụp não,</td><td>Mô hình có cấu trúc phức tạp với nhiều thành phần</td></tr></table>	Phương pháp	Ưu điểm	Nhược điểm	1. Mô hình mạng học đồng huấn luyện đối kháng (Adversarial Co-	Giải quyết vấn đề thiếu các modal (các loại ảnh chụp não,	Mô hình có cấu trúc phức tạp với nhiều thành phần
Phương pháp	Ưu điểm	Nhược điểm						
1. Mô hình mạng học đồng huấn luyện đối kháng (Adversarial Co-	Giải quyết vấn đề thiếu các modal (các loại ảnh chụp não,	Mô hình có cấu trúc phức tạp với nhiều thành phần						

		<p>training Network - ACN): phương pháp này nhằm mục đích kết hợp học tập từ cả các modal đầy đủ và các modal thiếu để bổ sung cho nhau về mặt biểu diễn miền và đặc trưng, cũng như khôi phục thông tin bị thiếu. Sử dụng bộ dữ liệu BraTS 2018 để huấn luyện mô hình.</p>	<p>mỗi loại cho thấy các đặc điểm khác nhau của mô và cấu trúc não) trong phân đoạn khối u não từ ảnh MRI. Sử dụng huấn luyện học đa modal và đơn modal bổ sung cho nhau nhằm khắc phục tình trạng thiếu thông tin và cải thiện kết quả dự đoán so với các phương pháp hiện tại trước đó.</p>	<p>cần được thiết lập và tối ưu hóa đồng thời. Phương pháp yêu cầu huấn luyện các mô hình "dành riêng" cho từng tình huống thiếu modal, điều này có thể tăng chi phí huấn luyện.</p>
		<p>2. Phân đoạn u não từ ảnh MRI sử dụng mô hình Transformer (mmFormer): sử dụng bộ mã hóa kết hợp giữa tích chập và Transformer để xử lý từng loại ảnh MRI, sau đó liên kết các đặc trưng từ các loại khác nhau bằng Inter-modal Transformer. Cuối cùng, sử dụng bộ giải mã up-sampling để tạo ra kết quả phân đoạn u não chính xác ngay cả khi dữ</p>	<p>Cải thiện độ chính xác trong phân đoạn u não ngay cả khi bộ dữ liệu không có đầy đủ các loại hình ảnh (T1, T1c, T2, FLAIR), tổng quát hóa mô hình và sử dụng Transformer để cải thiện chất lượng phân đoạn.</p>	<p>Mặc dù có thể xử lý các trường hợp thiếu dữ liệu trong quá trình suy luận, nhưng vẫn cần các bộ dữ liệu đầy đủ để huấn luyện mô hình hiệu quả.</p>

		liệu thiếu hụt. Sử dụng bộ dữ liệu BraTS 2018 để huấn luyện mô hình.		
		3. Phân đoạn u não trên hình ảnh MRI sử dụng mạng nơ-ron tích chập 3D (3D CNN) kết hợp với Transformer (TransBTS): sử dụng cấu trúc mã hóa-giải mã (encoder-decoder) trong đó phần mã hóa sử dụng 3D CNN để trích xuất các đặc trưng không gian 3D và Transformer để mô hình hóa các mối quan hệ. Sử dụng bộ dữ liệu BraTS 2019 và BraTS 2020 để huấn luyện mô hình.	Cải thiện độ chính xác của phân đoạn u não bằng cách khai thác cả thông tin cục bộ và toàn cục từ dữ liệu hình ảnh MRI 3D	Việc kết hợp 3D CNN và Transformer làm tăng tính phức tạp của mô hình và yêu cầu tài nguyên tính toán lớn, yêu cầu dữ liệu MRI 3D chất lượng cao, đạt hiệu suất thấp trong trường hợp phức tạp hoặc dữ liệu bị nhiễu.
		4. Phương pháp Diff-Unet: thực hiện phân đoạn ảnh y tế 3D đa đối tượng, áp dụng cho các bài toán như phân đoạn khối u não từ MRI, phân đoạn gan và khối u gan từ CT, và phân đoạn đa cơ quan từ CT bụng. Sử dụng bộ dữ liệu BraTS	Cải thiện độ chính xác phân đoạn so với các phương pháp hiện có, có thể phân đoạn đồng thời nhiều đối tượng. Linh hoạt, có thể áp dụng cho nhiều loại ảnh y tế 3D khác nhau.	Yêu cầu tài nguyên tính toán lớn, đạt hiệu suất thấp trong trường hợp phức tạp hoặc dữ liệu bị nhiễu.

		<div>2020 để huấn luyện mô hình.</div> <div>5. Ánh xạ Lớp Kích hoạt Dựa trên Độ Tin Cây Mới cho Phân Đoạn Khối U Não MRI (Cfd-CAM): Cfd-CAM sử dụng độ tin cậy của hình ảnh đầu vào để ước tính tầm quan trọng của từng bản đồ đặc trưng. Sử dụng bộ dữ liệu BraTS 2021 và tập dữ liệu TCGA-LGG để huấn luyện mô hình.</div>	<div></div> <div>Cfd-CAM vượt trội hơn so với các phương pháp CAM hiện có trong việc phân đoạn khối u não trên tập dữ liệu BraTS 2021 và tập dữ liệu TCGA-LGG.</div>	<div></div> <div>Cfd-CAM sử dụng độ tin cậy của lớp mục tiêu để tính toán trọng số cho bản đồ đặc trưng. Tuy nhiên, nếu độ tin cậy không được ước tính chính xác, kết quả có thể bị ảnh hưởng. Và đạt hiệu suất thấp trong trường hợp dữ liệu bị nhiễu.</div>								
<div>Kết quả nghiên cứu sẽ được so sánh với những các công trình nào?</div>	<div>Bổ sung, trang 5</div>	<div>1.7. Đánh giá</div> <div><ul style="list-style-type: none">Đánh giá mô hình: thực hiện các thí nghiệm đánh giá hiệu suất của mô hình trên các bộ dữ liệu kiểm thử BraTS 2023.Sử dụng các tiêu chí đánh giá như IoU (Intersection over Union) để đo lường hiệu quả của mô hình.So sánh với các phương pháp hiện có: so sánh kết quả đạt được với các phương pháp phân đoạn khối u não hiện có như “Phân đoạn khối u não Diff-Unet” và “Ánh xạ Lớp Kích hoạt Dựa trên Độ Tin Cây Mới cho Phân Đoạn Khối U Não MRI (Cfd-CAM)” để xác định ưu điểm và hạn chế của mô hình.</div> <table><tr><th>Công trình</th><th>Phương pháp</th><th>Ưu điểm</th><th>Nhược điểm</th></tr><tr><td>Phân đoạn khối u não Diff-Unet</td><td>Kết hợp mô hình khuếch tán (diffusion model)</td><td>Cải thiện độ chính xác phân đoạn so với các</td><td>Yêu cầu tài nguyên tính toán lớn, đạt</td></tr></table>			Công trình	Phương pháp	Ưu điểm	Nhược điểm	Phân đoạn khối u não Diff-Unet	Kết hợp mô hình khuếch tán (diffusion model)	Cải thiện độ chính xác phân đoạn so với các	Yêu cầu tài nguyên tính toán lớn, đạt
Công trình	Phương pháp	Ưu điểm	Nhược điểm									
Phân đoạn khối u não Diff-Unet	Kết hợp mô hình khuếch tán (diffusion model)	Cải thiện độ chính xác phân đoạn so với các	Yêu cầu tài nguyên tính toán lớn, đạt									

			với kiến trúc U-Net.	phương pháp hiện có, có thể phân đoạn đồng thời nhiều đối tượng. Linh hoạt, có thể áp dụng cho nhiều loại ảnh y tế 3D khác nhau.	hiệu suất thấp trong trường hợp phức tạp hoặc dữ liệu bị nhiễu.
		Ánh xạ Lớp Kích hoạt Dựa trên Độ Tin Cậy Mới cho Phân Đoạn Khối U Não MRI (Cfd-CAM)	Sử dụng độ tin cậy của hình ảnh đầu vào để ước tính tầm quan trọng của từng bản đồ đặc trưng	Vượt trội hơn so với các phương pháp CAM hiện có trong việc phân đoạn khối u não trên tập dữ liệu BraTS 2021 và tập dữ liệu TCGA-LGG.	Sử dụng độ tin cậy của lớp mục tiêu để tính toán trọng số cho bản đồ đặc trưng. Tuy nhiên, nếu độ tin cậy không được ước tính chính xác, kết quả có thể bị ảnh hưởng. Và đạt hiệu suất thấp trong trường hợp dữ liệu bị nhiễu.
		Phân Đoạn Khối U Não Qua Ảnh MRI Sử	Sử dụng mô hình ViT (Vision Transformer) cho WSSS (Weakly-	Cải thiện hiệu suất của CAM trong WSSS và cải thiện khả	

		<table><tr><td>Dụng Giám Yếu</td><td>Học Sát</td><td>supervised Semantic Segmentation). Khám phá đặc tính của mô hình ViT đơn giản và ứng dụng nó vào WSSS, mô hình dựa trên self- attention để xử lý các hình ảnh. Ngoài ra, nghiên cứu còn đề xuất một bộ giải mã dựa trên ViT, dùng Gradient Clipping để huấn luyện lại CAM để hoàn thành nhiệm vụ WSSS.</td><td>năng nhận diện các đối tượng trong hình ảnh. Đồng thời, cải thiện tính linh hoạt và hiệu quả của quá trình học giám sát yếu.</td><td></td></tr></table>	Dụng Giám Yếu	Học Sát	supervised Semantic Segmentation). Khám phá đặc tính của mô hình ViT đơn giản và ứng dụng nó vào WSSS, mô hình dựa trên self- attention để xử lý các hình ảnh. Ngoài ra, nghiên cứu còn đề xuất một bộ giải mã dựa trên ViT, dùng Gradient Clipping để huấn luyện lại CAM để hoàn thành nhiệm vụ WSSS.	năng nhận diện các đối tượng trong hình ảnh. Đồng thời, cải thiện tính linh hoạt và hiệu quả của quá trình học giám sát yếu.	
Dụng Giám Yếu	Học Sát	supervised Semantic Segmentation). Khám phá đặc tính của mô hình ViT đơn giản và ứng dụng nó vào WSSS, mô hình dựa trên self- attention để xử lý các hình ảnh. Ngoài ra, nghiên cứu còn đề xuất một bộ giải mã dựa trên ViT, dùng Gradient Clipping để huấn luyện lại CAM để hoàn thành nhiệm vụ WSSS.	năng nhận diện các đối tượng trong hình ảnh. Đồng thời, cải thiện tính linh hoạt và hiệu quả của quá trình học giám sát yếu.				
		<ul style="list-style-type: none">Hiệu suất và tính khả dụng của mô hình vào thực tiễn.					

TPHCM, ngày 05 tháng 08 năm 2024
Học viên ký, ghi rõ họ tên

Ý kiến của GVHD
(họ tên, chữ ký)

TS. Dương Việt Hằng

Trương Thanh Luân