

THÔNG TIN CHUNG CỦA NHÓM

- Link YouTube video của báo cáo (tối đa 5 phút):
<https://youtu.be/I9T4lD3lgRc>
- Link slides (dạng .pdf đặt trên Github của nhóm):
- *Mỗi thành viên của nhóm điền thông tin vào một dòng theo mẫu bên dưới*
- *Sau đó điền vào Đề cương nghiên cứu (tối đa 5 trang), rồi chọn Turn in*

<ul style="list-style-type: none">• Họ và Tên: Nguyễn Tường Duy• MSSV: 21520782 	<ul style="list-style-type: none">• Lớp CS519.P11• Tự đánh giá (tổng điểm kết quả môn): 8.75/10• Số buổi vắng: 1• Số câu hỏi QT cá nhân: 10• Số câu hỏi QT của cả nhóm: 10• Link Github:• Mô tả công việc và đóng góp của cá nhân cho kết quả của nhóm:<ul style="list-style-type: none">○ Lê ý tưởng cho đồ án○ Tìm hiểu nội dung kiến thức○ Viết báo cáo đồ án, viết slide và poster○ Làm video Youtube○ Chỉnh sửa, thiết kế nội dung báo cáo, Slide và Poster○ Làm video Youtube
---	--

ĐỀ CƯƠNG NGHIÊN CỨU

TÊN ĐỀ TÀI (IN HOA)

NGHIÊN CỨU PHÁT TRIỂN MÔ HÌNH ĐA PHÂN TẦNG CHO BÀI TOÁN
PHÁT HIỆN KHỐI U TRONG ẢNH MRI CỦA NÃO BỘ

TÊN ĐỀ TÀI TIẾNG ANH (IN HOA)

BRAIN TUMOR DETECTION IN MRI IMAGE: A HIERARCHICAL DEEP
LEARNING - BASED APPROACH

TÓM TẮT (*Tối đa 400 từ*)

Bài toán phát hiện và phân loại khối u não từ ảnh MRI, gọi tắt là BTD (Brain Tumor Detection), là tác vụ yêu cầu từ một hình ảnh chụp cộng hưởng từ (MRI), mô hình cần xác định được vùng não chứa khối u (phân đoạn) và phân loại khối u đó là lành tính hay ác tính (nhận diện). BTD có ý nghĩa lớn trong việc hỗ trợ bác sĩ chẩn đoán nhanh chóng và chính xác, đặc biệt trong điều trị các bệnh lý thần kinh liên quan đến não bộ.

Các phương pháp hiện nay trong BTD chủ yếu dựa vào mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Networks - CNN) và các phương pháp học sâu. Tuy nhiên, CNN truyền thống thường yêu cầu lượng lớn dữ liệu và thời gian huấn luyện dài, đồng thời gặp khó khăn trong việc xử lý dữ liệu phức tạp từ MRI với nhiều dạng nhiễu. Để khắc phục những hạn chế này, một mô hình mới dựa trên kỹ thuật học phân tầng đặc trưng (Hierarchical Feature Learning) đã được đề xuất.

Mô hình Hierarchical Feature Learning được thiết kế với ba giai đoạn chính:

- Tiền xử lý dữ liệu (Pre-processing):** Bao gồm các kỹ thuật như thay đổi kích thước, cắt ảnh (cropping), và lọc nhiễu để tăng chất lượng ảnh đầu vào.
- Học đặc trưng (Feature Learning):** Phân tầng thành hai nhánh xử lý: nhánh đầu trích xuất đặc trưng hình thái (Spatial feature), và nhánh thứ hai trích xuất đặc trưng thời gian hoặc kết cấu (Temporal feature).

3. **Phân loại (Classification):** Sử dụng các mô hình học sâu để xác định và phân loại khối u dựa trên đặc trưng đã học.

Mô hình này đã chứng minh hiệu quả cao trong việc cải thiện độ chính xác, tốc độ xử lý, và khả năng tự động hóa, phù hợp với các ứng dụng thực tiễn trong chẩn đoán y khoa. Với sự kết hợp các kỹ thuật mới, nghiên cứu này kỳ vọng tạo ra một hệ thống hỗ trợ đắc lực trong lĩnh vực y tế.

GIỚI THIỆU (Tối đa 1 trang A4)

Chẩn đoán và phát hiện khối u não từ hình ảnh cộng hưởng từ (MRI) là một bài toán quan trọng trong lĩnh vực y học và trí tuệ nhân tạo, nhằm hỗ trợ các bác sĩ trong việc xác định chính xác vị trí và kích thước của khối u để đưa ra phác đồ điều trị hiệu quả. Tuy nhiên, các phương pháp truyền thống dựa trên phân tích thủ công hoặc các thuật toán cơ bản thường gặp hạn chế trong việc xử lý khối lượng dữ liệu lớn và yêu cầu độ chính xác cao.

Đề tài nghiên cứu này tập trung vào việc phát triển một mô hình học sâu phân tầng (Hierarchical Deep Learning), tích hợp các kỹ thuật nổi bật trong xử lý ảnh và học máy để tối ưu hóa khả năng phát hiện và phân loại khối u từ ảnh MRI. Cụ thể, đề tài giải quyết các vấn đề chính sau:

1. Nâng cao chất lượng ảnh MRI qua xử lý tiền xử lý (Image Pre-Processing)

Áp dụng các kỹ thuật tiên tiến như làm mờ ảnh, thay đổi kích thước (Cropping và Resize) và lọc nhiễu để cải thiện chất lượng đầu vào, đảm bảo dữ liệu hình ảnh đạt chuẩn trước khi đưa vào mô hình học.

2. Ứng dụng kỹ thuật phân rã ma trận (Matrix Factorization - MF)

Phân rã ma trận giúp trích xuất các đặc trưng tiềm ẩn từ dữ liệu lớn, tối ưu hóa khả năng học của mô hình bằng cách giảm thiểu dữ liệu nhiễu và tập trung vào các đặc trưng quan trọng nhất.

3. Kết hợp Hierarchical Deep Learning với mạng nơ-ron tích chập (CNNs)

Sự kết hợp giữa mô hình học sâu phân tầng và CNNs không chỉ nâng cao độ chính xác trong việc phát hiện khối u mà còn tăng cường khả năng trích xuất các đặc trưng từ hình ảnh MRI phức tạp.

4. Sử dụng các tiêu chí đánh giá tiên tiến như CIoU Loss

CIoU Loss giúp cải thiện tính đồng nhất giữa quá trình huấn luyện và đánh giá mô hình, từ đó nâng cao hiệu suất dự đoán các vùng chứa khối u.

5. Phân tích và so sánh hiệu suất giữa các phương pháp truyền thống và hiện đại

Đề tài đánh giá hiệu quả của mô hình đề xuất bằng cách so sánh với các phương pháp truyền thống, từ đó chứng minh tính ưu việt của mô hình Hierarchical Deep Learning.

Nghiên cứu này không chỉ mang lại một giải pháp hiệu quả, tổng quát và dễ mở rộng trong lĩnh vực chẩn đoán hình ảnh y khoa mà còn góp phần nâng cao chất lượng chăm sóc sức khỏe, hỗ trợ bác sĩ và nhân viên y tế đưa ra quyết định nhanh chóng và chính xác hơn.

MỤC TIÊU

(Viết trong vòng 3 mục tiêu, lưu ý về tính khả thi và có thể đánh giá được)

- Phát triển mô hình học sâu phân tầng (Hierarchical Deep Learning) tích hợp các kỹ thuật xử lý ảnh tiên tiến và mạng nơ-ron tích chập (CNNs)
- Cải thiện chất lượng ảnh đầu vào qua tiền xử lý (Pre-Processing) và trích xuất đặc trưng nâng cao
- Đánh giá hiệu quả mô hình thông qua so sánh với các phương pháp hiện có

NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP

(Viết nội dung và phương pháp thực hiện để đạt được các mục tiêu đã nêu)

Nội dung

- Xây dựng bộ dữ liệu và huấn luyện mô hình phát hiện khối u não từ ảnh

cộng hưởng từ (MRI):

Thu thập và chuẩn bị bộ dữ liệu ảnh MRI của não bộ từ các nguồn uy tín. Phát triển mô hình học sâu phân tầng (Hierarchical Deep Learning) kết hợp các kỹ thuật như phân rã ma trận (NMF) và mạng nơ-ron tích chập (CNNs) để phát hiện và phân loại khối u não một cách hiệu quả.

- **Tích hợp và triển khai mô hình trên nền tảng máy tính hoặc hệ thống y tế thực tế:**

Chuyển đổi mô hình đã huấn luyện thành định dạng tối ưu để triển khai trên các nền tảng như TensorFlow hoặc PyTorch, đảm bảo khả năng hoạt động thời gian thực trong môi trường lâm sàng.

- **Đánh giá hiệu suất và định hướng cải tiến mô hình:**

Phân tích ưu, nhược điểm của mô hình thông qua các chỉ số đánh giá như độ chính xác, độ nhạy, độ đặc hiệu và thời gian xử lý. Đề xuất các hướng phát triển nhằm cải thiện hiệu suất và khả năng tổng quát của mô hình trên các bộ dữ liệu khác nhau.

Phương pháp

- **Thu thập dữ liệu:**

Thu thập một tập dữ liệu lớn và đa dạng các ảnh MRI não bộ, bao gồm cả ảnh có khối u và không có khối u. Các dữ liệu này cần được gán nhãn rõ ràng để phục vụ cho quá trình huấn luyện và kiểm tra mô hình.

- **Tiền xử lý dữ liệu:**

Sử dụng các kỹ thuật xử lý ảnh như:

- Lọc nhiễu (Gaussian Blur, Median Filter).
- Cắt ảnh (Cropping) và thay đổi kích thước (Resize) để chuẩn hóa kích thước đầu vào.
- Chuẩn hóa dữ liệu để đưa các giá trị pixel về phạm vi thích hợp.
- Phân đoạn ảnh (Segmentation) để làm nổi bật vùng chứa khối u.

- **Xây dựng mô hình học sâu:**

- Sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNNs) để học các đặc trưng từ dữ liệu hình ảnh.
- Kết hợp phân rã ma trận (NMF) để giảm nhiễu và trích xuất các đặc trưng tiềm ẩn.
- Phát triển mô hình học sâu phân tầng (Hierarchical Deep Learning) với cấu trúc phù hợp cho dữ liệu ảnh MRI.

- **Huấn luyện mô hình:**

- Chia dữ liệu thành tập huấn luyện và tập kiểm tra.
- Huấn luyện mô hình bằng cách tối ưu hóa hàm mất mát (Loss Function) như CIOU Loss thông qua các thuật toán tối ưu như Adam hoặc SGD.
- Áp dụng kỹ thuật tăng cường dữ liệu (Data Augmentation) để cải thiện khả năng tổng quát của mô hình.

- **Đánh giá và điều chỉnh mô hình:**

- Đánh giá hiệu suất trên tập kiểm tra bằng các chỉ số như độ chính xác, độ nhạy và độ đặc hiệu.
- Nếu kết quả chưa đạt yêu cầu, điều chỉnh mô hình bằng cách thay đổi kiến trúc, thêm hoặc bớt lớp hoặc mở rộng tập dữ liệu.

- **Triển khai mô hình:**

- Sử dụng TensorFlow Lite hoặc ONNX để tối ưu hóa mô hình và triển khai trên hệ thống thời gian thực.
- Tích hợp mô hình vào hệ thống y tế, đảm bảo khả năng hoạt động ổn định và phản hồi nhanh chóng.

- **Tích hợp và thử nghiệm trong thực tế:**

Kiểm tra hiệu suất của mô hình trong môi trường thực tế, ghi nhận phản hồi từ người dùng và đề xuất cải tiến. Tạo điều kiện cho việc sử dụng mô hình như một công cụ hỗ trợ chẩn đoán trong bệnh viện hoặc các cơ sở y tế.

KẾT QUẢ MONG ĐỢI

(Viết kết quả phù hợp với mục tiêu đặt ra, trên cơ sở nội dung nghiên cứu ở trên)

- Phát triển một mô hình hierarchical deep learning với sự kết hợp giữa các kỹ thuật xử lý ảnh và các mô hình máy học (MF và CNNs) có khả năng phát hiện khối u trong ảnh MRI não bộ con người với độ chính xác và độ nhạy cao hơn so với các phương pháp truyền thống.
- So sánh hiệu suất của mô hình đề xuất với các phương pháp tiêu chuẩn khác.
- Báo cáo thuyết minh đề tài với hệ thống hóa kiến thức cơ sở có liên quan, có thể là tài liệu tham khảo cho các bạn sinh viên trong quá trình học tập các môn học như: Máy học, Thị giác máy tính, Xử lý ảnh,...
- Góp phần làm cơ sở cho việc xây dựng các hệ thống nhận diện thời gian thực nhằm nâng cao chất lượng chăm sóc y tế, giúp bác sĩ và nhân viên y tế đưa ra quyết định nhanh chóng và chính xác.

TÀI LIỆU THAM KHẢO (*Định dạng DBLP*)

- [1] Amin, J.; Sharif, M.; Yasmin, M.; Fernandes, S. L.: "A distinctive approach in brain tumor detection and classification using MRI". In: *Pattern Recognition Letters*, vol. 139, pp. 118–127, 2020. DOI: 10.1016/j.patrec.2017.10.036.
- [2] Suresh Kumar, R.; Nagaraj, B.; Manimegalai, P.; Ajay, P.: "Dual feature extraction based convolutional neural network classifier for magnetic resonance imaging tumor detection using U-Net and three-dimensional convolutional neural network". In: *Computers and Electrical Engineering*, vol. 101, pp. 108010, 2022. DOI: 10.1016/j.compeleceng.2022.108010.
- [3] Yan, Z.; Zhang, H.; Piramuthu, R.; Jagadeesh, V.; DeCoste, D.; Di, W.; Yu, Y.: "HD-CNN: Hierarchical deep convolutional neural networks for large scale visual recognition". In: *Proceedings of the International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 2740–2748, 2015.
- [4] Ozyurt, F.; Sert, E.; Avci, E.; Dogantekin, E.: "Brain tumor detection based on convolutional neural network with neutrosophic expert maximum fuzzy sure

entropy". In: *Measurement*, vol. 147, pp. 06830, 2019. DOI: 10.1016/j.measurement.2019.07.058.

[5] Peng, S.; Ser, W.; Chen, B.; Lin, Z.: "Robust semi-supervised nonnegative matrix factorization for image clustering". In: *Pattern Recognition*, vol. 111, pp. 107683, 2021. DOI: 10.1016/j.patcog.2020.107683.