

# PHÁT HIỆN VÀ KHOANH VÙNG KHỐI U NÃO TRONG ẢNH MRI

Nhóm 10: CNTT 17-15  
Khoa Công nghệ Thông tin  
Trường Đại học Đại Nam

**Abstract**—Nghiên cứu này trình bày phương pháp sử dụng mạng nơ-ron sâu (Deep Neural Networks) để phát hiện và khoanh vùng khối u trong ảnh chụp MRI não. Chúng tôi áp dụng kiến trúc U-Net để phân đoạn ảnh MRI và đánh giá hiệu quả của mô hình trên bộ dữ liệu BRATS. Kết quả cho thấy mô hình đạt được độ chính xác cao trong việc phân loại và khoanh vùng khối u não thông qua ảnh MRI trong y tế.

**Index Terms**—MRI, khối u não, phân đoạn ảnh, U-Net, học sâu

## I. Giới thiệu

### A. U não là gì?

U não là một khối u hình thành trong hoặc xung quanh não bộ. U não có thể là u lành tính (không gây nguy hiểm nghiêm trọng) hoặc u ác tính (ung thư não), với mỗi loại có các đặc điểm và cách điều trị khác nhau. U não có thể ảnh hưởng đến bất kỳ vùng nào trong não và có thể gây ra các triệu chứng như đau đầu, thay đổi trong thị giác, rối loạn hành vi, và thậm chí liệt cơ thể. Các khối u này có thể phát triển một cách từ từ hoặc đột ngột, gây ảnh hưởng nghiêm trọng đến các chức năng sống của cơ thể. Hiện nay khối u não là một trong những bệnh lý nguy hiểm, đòi hỏi chẩn đoán chính xác và kịp thời. Ảnh chụp cộng hưởng từ (MRI) là một công cụ quan trọng trong việc chẩn đoán khối u não. Tuy nhiên, việc phân tích ảnh MRI thủ công tốn nhiều thời gian và đòi hỏi chuyên môn cao. Do đó, việc phát triển các phương pháp tự động phát hiện và khoanh vùng khối u não là rất cần thiết.

### B. Mối nguy hại của u não

U não, đặc biệt là các khối u ác tính, có thể gây ra những biến chứng nghiêm trọng đối với sức khỏe của bệnh nhân. Một số nguy hiểm của u não bao gồm:

Sự phát triển không kiểm soát: Các tế bào u phát triển một cách không kiểm soát trong não, xâm lấn các mô não khỏe mạnh, ảnh hưởng đến các chức năng thần kinh quan trọng như cảm giác, vận động, và khả năng tư duy.

Chèn ép các khu vực não quan trọng: Khi khối u phát triển, nó có thể chèn ép vào các khu vực não có chức năng sống thiết yếu, dẫn đến các vấn đề nghiêm trọng như mất trí nhớ, rối loạn nhận thức, hoặc các vấn đề vận động.

Khó khăn trong việc chẩn đoán: Việc phát hiện u não sớm rất quan trọng để điều trị kịp thời, tuy nhiên, các triệu chứng có thể không rõ ràng ngay từ đầu, khiến cho việc phát hiện gặp khó khăn.

Tỉ lệ tử vong và ảnh hưởng lâu dài: U não ác tính có thể gây tử vong hoặc để lại di chứng nặng nề. Do đó, việc phát hiện và điều trị sớm là cực kỳ quan trọng.

### C. Tầm quan trọng của việc phát hiện sớm u não

Việc phát hiện sớm các khối u não đóng vai trò quan trọng trong việc nâng cao cơ hội điều trị thành công và giảm nguy cơ tử vong. Các phương pháp hình ảnh như MRI giúp phát hiện sớm các khối u này, nhưng việc phân tích ảnh MRI yêu cầu các bác sĩ có chuyên môn cao và tốn nhiều thời gian.

## II. Phát hiện u não với ảnh MRI

### A. Phát hiện u não qua ảnh MRI

Ảnh cộng hưởng từ (MRI) là một trong những phương pháp chẩn đoán hình ảnh quan trọng và phổ biến trong y học, đặc biệt là trong việc phát hiện và theo dõi các khối u não. MRI sử dụng từ trường mạnh và sóng radio để tạo ra hình ảnh chi tiết của các cấu trúc bên trong cơ thể, bao gồm não bộ. Các hình ảnh này giúp bác sĩ nhìn thấy được các bất thường, bao gồm các khối u, tổn thương mô, hoặc các rối loạn cấu trúc não khác.

Một trong những lợi ích lớn của MRI là khả năng cung cấp hình ảnh chi tiết về mô mềm, điều này đặc biệt quan trọng trong việc phát hiện các khối u não, vì các khối u này thường có cấu trúc mềm và có thể nằm sâu trong não.

Tuy nhiên, việc phân tích ảnh MRI để phát hiện khối u não đòi hỏi phải có sự chuyên môn cao và thời gian phân tích đáng kể. Chính vì vậy, việc sử dụng các công nghệ tự động hóa, đặc biệt là các mô hình học sâu (deep learning), như U-Net, để hỗ trợ phân tích ảnh MRI đã trở thành một xu hướng phổ biến.

### B. Vai trò của mô hình học sâu trong phát hiện u não

Mô hình học sâu (Deep Learning) đã mở ra một hướng đi mới trong việc tự động hóa quá trình phân tích ảnh y tế. Một trong những mô hình học sâu nổi bật và thành công trong các bài toán phân đoạn ảnh y tế là U-Net. U-Net được thiết kế đặc biệt để giải quyết các bài toán phân đoạn ảnh y tế, nơi các đối tượng cần phát hiện có hình dạng và kích thước không đồng nhất, chẳng hạn như các khối u trong ảnh MRI.

Nhờ vào cấu trúc mạng nơ-ron sâu với các lớp convolutional (tích chập) và các lớp upsampling (mở rộng), U-Net có khả năng tự động phát hiện và khoanh vùng các khối u trong ảnh MRI một cách chính xác. U-Net không chỉ giúp giảm bớt công việc thủ công cho bác sĩ mà còn tăng độ chính xác và hiệu quả trong việc phát hiện khối u, đặc biệt là các khối u nhỏ hoặc có đặc điểm khó nhận biết.

#### C. Cấu trúc của mô hình U-Net trong phát hiện khối u não

Mô hình U-Net có cấu trúc đối xứng, với phần encoder (thu nhỏ) và decoder (mở rộng) giúp trích xuất đặc trưng và phục hồi lại ảnh phân đoạn. Dưới đây là các thành phần chính trong mô hình U-Net khi được áp dụng vào bài toán phát hiện khối u não:

**Phần Encoder (Thu nhỏ):** Phần này có nhiệm vụ trích xuất các đặc trưng quan trọng từ ảnh MRI đầu vào. Các lớp convolutional kết hợp với lớp pooling giúp giảm kích thước ảnh và học các đặc trưng đặc trưng của khối u não, ví dụ như hình dạng và cấu trúc của các tổn thương.

**Các Kết nối Skip (Skip Connections):** Các kết nối này rất quan trọng trong mô hình U-Net. Chúng giúp truyền tải thông tin giữa các lớp encoder và decoder, giữ lại các đặc trưng chi tiết trong quá trình thu nhỏ và giúp mô hình duy trì độ chính xác khi phục hồi ảnh. Kết quả là mô hình có thể phân đoạn ảnh tốt hơn, đặc biệt là trong việc phát hiện các khối u có biên dạng không rõ ràng.

**Phần Decoder (Mở rộng):** Sau khi các đặc trưng được trích xuất, phần decoder sẽ phục hồi ảnh về kích thước ban đầu và phân đoạn các khối u trong ảnh. Các lớp upsampling giúp tăng kích thước ảnh, đồng thời kết hợp với các lớp convolutional để tạo ra phân đoạn chính xác.

**Lớp phân loại cuối cùng:** Cuối cùng, một lớp convolutional được sử dụng để phân loại ảnh theo từng vùng. Các khối u được phân loại là vùng có giá trị 1, trong khi các khu vực không phải là khối u có giá trị 0. Lớp này giúp khoanh vùng chính xác các khối u trong ảnh MRI.

#### D. Các bước sử dụng mô hình U-Net để phát hiện khối u trong ảnh MRI

Quá trình phát hiện khối u trong ảnh MRI sử dụng mô hình U-Net thường gồm các bước chính sau:

**Thu thập dữ liệu ảnh MRI:** Các ảnh MRI cần được thu thập từ các nguồn dữ liệu y tế. Ví dụ, bộ dữ liệu BraTS (Brain Tumor Segmentation Challenge) là một trong những bộ dữ liệu phổ biến trong việc phát hiện và phân đoạn khối u não.

**Tiền xử lý ảnh:** Trước khi đưa vào mô hình, các ảnh MRI cần được tiền xử lý, bao gồm việc chuẩn hóa độ sáng của ảnh, cắt xén ảnh để loại bỏ phần không liên quan, và chia ảnh thành các phần nhỏ để giảm tải cho mô hình.

**Huấn luyện mô hình U-Net:** Mô hình U-Net sẽ được huấn luyện trên tập dữ liệu ảnh MRI đã được phân đoạn sẵn. Các khối u trong ảnh sẽ được gắn nhãn và mô hình sẽ học cách phân đoạn chính xác các khối u từ ảnh MRI.

**Dự đoán và phân đoạn:** Sau khi huấn luyện, mô hình sẽ nhận các ảnh MRI mới và dự đoán vùng khối u trong ảnh. Kết quả là các khối u sẽ được khoanh vùng và phân loại, giúp bác sĩ nhanh chóng nhận diện và xử lý.

#### E. Đánh giá hiệu quả mô hình U-Net trong phân đoạn khối u não

Để đánh giá hiệu quả của mô hình U-Net trong việc phát hiện khối u não, các chỉ số phổ biến thường được sử dụng bao gồm:

**Dice Coefficient:** Là một chỉ số đo lường sự tương đồng giữa vùng khối u thực tế và vùng khối u mà mô hình dự đoán. Giá trị Dice có thể dao động từ 0 (không có sự tương đồng) đến 1 (hoàn toàn tương đồng).

**IoU (Intersection over Union):** Là chỉ số đo lường sự trùng khớp giữa các vùng dự đoán và vùng thực tế. IoU càng cao, mô hình càng chính xác.

**Accuracy (Độ chính xác):** Đo lường tỷ lệ phần trăm ảnh chính xác mà mô hình phân đoạn đúng các vùng có hoặc không có khối u.

#### F. Lợi ích của việc sử dụng mô hình U-Net trong chẩn đoán u não

Việc sử dụng mô hình U-Net trong phát hiện khối u não mang lại nhiều lợi ích đáng kể:

**Tăng cường độ chính xác và giảm thiểu sai sót:** U-Net có khả năng phân đoạn các khối u chính xác, ngay cả với các khối u có hình dạng phức tạp. Tiết kiệm thời gian: Việc tự động phân đoạn ảnh MRI giúp bác sĩ tiết kiệm thời gian phân tích, giảm bớt gánh nặng công việc. Hỗ trợ chẩn đoán nhanh chóng: Mô hình U-Net giúp đưa ra kết quả nhanh chóng, hỗ trợ bác sĩ trong việc đưa ra quyết định điều trị kịp thời.

### III. Mô hình U-Net

#### A. Giới thiệu về mô hình U-Net

Mô hình U-Net là một loại mạng nơ-ron sâu (Deep Learning) được phát triển bởi Olaf Ronneberger và các cộng sự vào năm 2015, được thiết kế đặc biệt cho các bài toán phân đoạn ảnh y tế. Tên gọi "U-Net" xuất phát từ cấu trúc hình chữ "U" của mạng, bao gồm hai phần chính: phần thu nhỏ (encoder) và phần mở rộng (decoder). Mô hình này đã chứng minh sự hiệu quả vượt trội trong việc phân đoạn các đối tượng trong ảnh y tế, chẳng hạn như phân đoạn khối u não từ ảnh MRI.

Mục tiêu của U-Net là phân đoạn các đối tượng quan trọng trong ảnh, ví dụ như các khối u, mà không làm mất thông tin chi tiết của ảnh, một yếu tố quan trọng trong các bài toán y tế.

#### B. Lý do chọn mô hình U-Net

Khả năng phân đoạn ảnh chính xác với dữ liệu y tế. Mô hình U-Net được thiết kế đặc biệt để giải quyết bài toán phân đoạn ảnh y tế, nơi mà các đối tượng cần phân đoạn (như các khối u) có kích thước và hình dạng không đồng nhất, và có thể nằm gần hoặc chồng lấn với các mô khác.

trong ảnh. Trong ảnh MRI não, khối u có thể có biên dạng phức tạp và khó nhận diện nếu không có phương pháp phân đoạn chính xác.

U-Net cung cấp khả năng phân đoạn chi tiết nhờ vào các lớp convolution và up-sampling kết hợp với các kết nối skip giúp giữ lại thông tin chi tiết từ các lớp encoder. Điều này rất quan trọng trong việc phát hiện các khối u nhỏ hoặc khó nhận diện.

Cấu trúc đặc biệt với kết nối Skip (Skip Connections) Các kết nối skip giữa phần encoder và decoder là một đặc điểm nổi bật của U-Net. Khi các ảnh được thu nhỏ trong phần encoder, thông tin chi tiết có thể bị mất. Tuy nhiên, các kết nối skip cho phép truyền tải thông tin này trực tiếp đến phần decoder để phục hồi ảnh, giúp duy trì các đặc trưng chi tiết quan trọng mà không bị giảm đi trong quá trình thu nhỏ.

Điều này giúp mô hình phân đoạn chính xác hơn, nhất là trong trường hợp các khối u có biên dạng không rõ ràng hoặc rất nhỏ.

Được thiết kế cho phân đoạn ảnh y tế U-Net là mô hình được phát triển cụ thể cho các bài toán phân đoạn ảnh y tế, nơi mà dữ liệu có tính chất rất đặc biệt, đòi hỏi độ chính xác cao. Các mô hình học sâu khác như CNN (Convolutional Neural Networks) hoặc VGG có thể được sử dụng cho các bài toán phân loại, nhưng không tối ưu cho phân đoạn ảnh, nơi mà mỗi pixel trong ảnh cần phải được phân loại chính xác là thuộc đối tượng nào (khối u, mô bình thường, hoặc mô khác). U-Net, với cấu trúc đối xứng và khả năng học chi tiết hình ảnh, rất phù hợp cho bài toán phân đoạn này.

Hiệu quả trong việc xử lý ảnh có kích thước lớn và dữ liệu không đồng đều Các ảnh MRI thường có độ phân giải cao và kích thước lớn, do đó, việc xử lý ảnh này đòi hỏi một mô hình có khả năng xử lý hiệu quả các dữ liệu không đồng đều và có các đặc trưng phức tạp. U-Net có thể phân đoạn các khối u trong những ảnh có độ phân giải cao mà không làm mất đi các chi tiết quan trọng. Nhờ vào các lớp pooling trong phần encoder và các lớp upsampling trong phần decoder, mô hình có thể làm việc tốt với các ảnh có độ phân giải lớn mà không bị mất đi thông tin quan trọng.

Hiệu quả và độ chính xác cao trong các bài toán phân đoạn khối u Mô hình U-Net đã được chứng minh là rất hiệu quả trong các bài toán phân đoạn khối u não, đặc biệt là trong các cuộc thi và thử thách như BraTS (Brain Tumor Segmentation Challenge). Các nghiên cứu đã chỉ ra rằng U-Net có thể đạt được kết quả rất cao trong việc phân đoạn khối u não, đặc biệt là khi so sánh với các mô hình khác như Fully Convolutional Networks (FCN) hoặc SegNet, nhờ vào khả năng sử dụng kết nối skip để giữ lại các đặc trưng chi tiết và cải thiện độ chính xác phân đoạn.

Dễ dàng huấn luyện và áp dụng U-Net không yêu cầu quá nhiều dữ liệu để huấn luyện so với một số mô hình khác như ResNet hay VGG. Điều này là nhờ vào kiến trúc đơn giản nhưng hiệu quả, đặc biệt là khi áp dụng trong

các bài toán phân đoạn y tế. Việc này giúp giảm thiểu chi phí tính toán và thời gian huấn luyện, đồng thời vẫn đảm bảo được độ chính xác cần thiết.

### C. Cấu trúc mô hình U-Net

Mô hình U-Net có cấu trúc đặc biệt với hai phần chính:

**Phần Encoder (Thu nhỏ):** Phần này có nhiệm vụ trích xuất các đặc trưng từ ảnh đầu vào. Các lớp Convolutional kết hợp với MaxPooling giúp giảm kích thước ảnh, đồng thời học các đặc trưng quan trọng từ ảnh. Trong quá trình này, mạng học cách nhận diện các tính năng như biên, cạnh, và cấu trúc của khối u.

**Lớp Convolutional (Convolution):** Đây là lớp sử dụng phép toán tích chập để trích xuất các đặc trưng từ ảnh. **Lớp MaxPooling:** Lớp này giúp giảm kích thước ảnh, tập trung vào các đặc trưng quan trọng và giảm thiểu tính toán. **Phần Decoder (Mở rộng):** Sau khi ảnh đã bị thu nhỏ và các đặc trưng đã được trích xuất, phần decoder sẽ phục hồi lại ảnh về kích thước ban đầu và tạo ra phân đoạn chính xác của đối tượng cần phân tích. Các lớp UpSampling và Convolution giúp tăng kích thước ảnh và tạo ra các phân đoạn của khối u.

**Lớp UpSampling:** Lớp này giúp phục hồi kích thước của ảnh đã bị thu nhỏ. **Lớp Convolution:** Lớp này sẽ tiếp tục tinh chỉnh đặc trưng của ảnh và cải thiện phân đoạn. **Kết nối Skip (Skip Connections):** Một đặc điểm quan trọng của U-Net là các kết nối skip giữa phần encoder và decoder. Các kết nối này giúp truyền tải thông tin chi tiết từ các lớp encoder vào decoder, giữ lại các đặc trưng quan trọng của ảnh ban đầu và cải thiện chất lượng phân đoạn. Skip connections giúp mô hình không mất đi các chi tiết quan trọng trong quá trình thu nhỏ ảnh, làm cho phân đoạn trở nên chính xác hơn.

**Lớp Output:** Sau khi các thông tin đã được truyền qua các lớp của decoder, lớp output sẽ sử dụng một lớp convolution cuối cùng để phân loại mỗi pixel trong ảnh, cho biết liệu nó có thuộc về khối u hay không. Kết quả là một ảnh phân đoạn, trong đó các khu vực có khối u sẽ được đánh dấu.

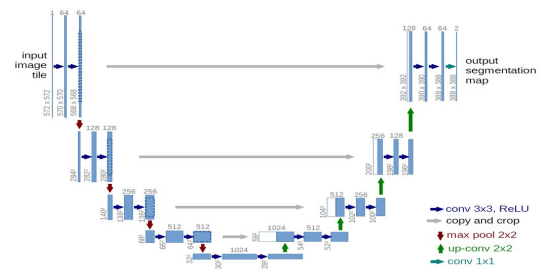


Fig. 1. Hình ảnh minh họa về cấu trúc của mô hình U-Net

### D. Nguyên lý hoạt động

Mô hình U-Net hoạt động theo một quy trình tuần tự với các bước chính sau:

**Tiền xử lý ảnh:** Trước khi đưa vào mô hình, ảnh MRI sẽ được tiền xử lý để chuẩn hóa độ sáng, loại bỏ các nhiễu,

và có thể được chia thành các vùng nhỏ để giảm tải cho mạng.

Xử lý qua phần Encoder: Ảnh đầu vào sẽ được truyền qua phần encoder, nơi các lớp convolution và pooling giúp trích xuất các đặc trưng quan trọng từ ảnh. Quá trình này giúp giảm kích thước ảnh, trong khi mạng học được các đặc trưng như biên, cạnh, hình dạng của khối u.

Truyền thông tin qua các kết nối Skip: Thông tin từ phần encoder sẽ được truyền qua các kết nối skip vào phần decoder, giúp duy trì thông tin chi tiết và cải thiện độ chính xác trong phân đoạn.

Phục hồi ảnh qua phần Decoder: Phần decoder sẽ phục hồi lại kích thước ảnh và tạo ra các phân đoạn chính xác của khối u. Các lớp UpSampling và Convolution giúp tạo ra các phân đoạn chi tiết.

Lớp Output: Lớp cuối cùng của mô hình là một lớp convolution dùng để phân loại từng pixel trong ảnh. Mỗi pixel sẽ được gán giá trị 0 (không phải khối u) hoặc 1 (thuộc khối u).

#### E. Ưu điểm của U-Net

U-Net có một số ưu điểm nổi bật giúp mô hình này trở thành sự lựa chọn lý tưởng cho các bài toán phân đoạn ảnh y tế, đặc biệt là trong việc phát hiện khối u não từ ảnh MRI:

Độ chính xác cao trong phân đoạn ảnh y tế: Nhờ vào cấu trúc đặc biệt với các lớp Convolutional và kết nối skip, U-Net có thể học các đặc trưng chi tiết và phân đoạn chính xác ngay cả trong những ảnh có các đối tượng phức tạp.

Khả năng duy trì thông tin chi tiết: Các kết nối skip giúp U-Net duy trì thông tin chi tiết từ các lớp đầu, điều này cực kỳ quan trọng trong phân đoạn các khối u não, nơi sự khác biệt giữa khối u và mô não là rất tinh tế.

Tiết kiệm thời gian và công sức: Việc sử dụng U-Net giúp giảm bớt gánh nặng công việc của các bác sĩ trong việc phân tích ảnh MRI. Mô hình có thể tự động phân đoạn ảnh và khoanh vùng khối u, giúp bác sĩ chẩn đoán nhanh chóng và chính xác hơn.

Khả năng áp dụng rộng rãi: U-Net không chỉ hiệu quả trong phân đoạn khối u não mà còn có thể được áp dụng cho nhiều bài toán phân đoạn ảnh khác, như phân đoạn các khối u trong các bộ phận khác của cơ thể hoặc phân đoạn các mô bệnh lý trong ảnh y tế.

#### F. Ứng dụng của U-Net trong việc phát hiện u não

U-Net đã được chứng minh là rất hiệu quả trong việc phát hiện và phân đoạn các khối u não trong ảnh MRI. Dưới đây là các ứng dụng cụ thể của mô hình U-Net trong bài toán này:

Phân đoạn khối u não: Mô hình U-Net giúp phân đoạn chính xác các khối u trong ảnh MRI, bao gồm cả các khối u có hình dạng và kích thước không đồng nhất. Điều này giúp bác sĩ nhận diện và khoanh vùng các khối u một cách nhanh chóng và chính xác.

Đánh giá kích thước và vị trí khối u: U-Net không chỉ phân đoạn khối u mà còn giúp xác định vị trí và kích thước của khối u. Điều này cực kỳ quan trọng trong việc lên kế hoạch điều trị, chẳng hạn như phẫu thuật hoặc xạ trị.

Theo dõi tiến triển của bệnh: Mô hình U-Net có thể được sử dụng để theo dõi sự thay đổi của các khối u qua các lần chụp MRI. Việc so sánh các phân đoạn khối u qua thời gian giúp bác sĩ đánh giá sự phát triển hoặc thu nhỏ của khối u.

### IV. Các phương pháp nghiên cứu

#### A. Dataset

Bộ dữ liệu (Dataset) sẽ được thu thập trên Internet thông qua các trang dữ liệu uy tín như Kaggle và Github. File dữ liệu thu thập được sẽ được chia làm ba phần training, testing và valid và mỗi thư mục sẽ chứa thư mục images (hình ảnh) và labels (nhãn). Tuy nhiên, với thư mục labels sẽ được lưu chữ dưới dạng file text, do đó muốn sử dụng được ta sẽ chuyển file này thành mask để có thể sử dụng được. Hình ảnh sẽ được đưa vào mô hình

```
# 5. Hàm tạo mask từ file
def create_mask_from_txt(label_file_path, image_size):
    """
    Đọc file TXT VOID: class x_center y_center width height (giá trị normalized)
    Nếu file không tồn tại/đúng >> coi như "No tumor" (0).
    """
    mask = np.full((image_size, image_size), 2, dtype=np.uint8) # Mực đen = 2 (No tumor)

    if not os.path.exists(label_file_path):
        return mask

    with open(label_file_path, "r") as f:
        lines = f.readlines()

    if len(lines) == 0:
        return mask

    for line in lines:
        parts = line.strip().split()
        if len(parts) != 5:
            continue
        cls, x_center, y_center, w, h = parts
        cls = int(cls)

        x_center = float(x_center) * image_size
        y_center = float(y_center) * image_size
        w = float(w) * image_size
        h = float(h) * image_size

        x1 = int(max(x_center - w/2, 0))
        x2 = int(min(x_center + w/2, image_size-1))
        y1 = int(max(y_center - h/2, 0))
        y2 = int(min(y_center + h/2, image_size-1))

        mask[y1:y2, x1:x2] = cls

    return mask
```

Fig. 2. Hình ảnh về hàm chuyển labels thành mask

với kích thước 256x256 pixel. Sau khi lấy được dữ liệu sẽ load qua một lượt với toàn bộ dữ liệu. Sau đó sẽ tăng cường dữ liệu, trong đây khi tăng cường dữ liệu ảnh sẽ được lật trái, phải và lật lên xuống cùng với đó là sẽ tăng cường độ sáng để quá trình train mô hình sẽ đạt được hiệu quả cao hơn. Với mỗi lần trên hình ảnh sẽ được sắp xếp một cách ngẫu nhiên để mô hình có thể học và đạt được kết quả như mong muốn. Sau khi thực hiện các thao tác như trên hình ảnh sẽ được đưa vào mô hình U-Net để training.

#### B. Các công thức liên quan

Mô hình U-Net bao gồm hai phần chính: phần encoder (thu nhỏ) và phần decoder (mở rộng). Các bước quan trọng trong quá trình truyền dữ liệu qua mạng U-Net có thể được tóm tắt như sau:

a) Phần Encoder Convolutional Layer: Lớp convolution được áp dụng để trích xuất các đặc trưng từ ảnh đầu vào. Công thức cơ bản cho một lớp convolution 2D là:  $Y = W$

\*  $X + b$  Trong đó:  $Y$  là đầu ra của lớp convolution.  $W$  là bộ lọc (kernel) có kích thước  $k \times k$ .  $X$  là ảnh đầu vào.  $b$  là bias.  $*$  là phép toán convolution. Activation Function (ReLU): Sau mỗi lớp convolution, kết quả thường được đưa qua hàm kích hoạt ReLU (Rectified Linear Unit) để thêm tính phi tuyến, giúp mô hình học tốt hơn. Hàm ReLU có công thức:  $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$ .

b) Phần Decoder Deconvolution (Transposed Convolution): Phần decoder của U-Net sử dụng deconvolution (hoặc transposed convolution) để mở rộng ảnh, làm tăng kích thước ảnh sau khi qua quá trình pooling trong phần encoder. Công thức cho deconvolution cũng giống như convolution, nhưng ngược lại (mở rộng ảnh):  $Y_{up} = W^T * X$  Trong đó:

$W^T$  là bộ lọc transposed convolution.  $X$  là ảnh đầu vào từ phần encoder.

### C. Mô hình U-Net hoạt động để khoanh vùng khối u

Ảnh MRI được đưa vào mô hình Đầu tiên, một bức ảnh MRI của não được đưa vào mô hình U-Net. Ảnh này sẽ chứa rất nhiều thông tin về các bộ phận trong não, bao gồm cả các khối u nếu có. Tuy nhiên, các khối u này có thể rất nhỏ và nằm trong các vùng có độ tương phản thấp, do đó rất khó để nhận diện bằng mắt thường.

Phần Encoder - Trích xuất đặc trưng Phần đầu tiên của U-Net gọi là encoder, có nhiệm vụ "nhìn" vào ảnh và tìm ra các đặc trưng quan trọng. Nó sẽ giảm kích thước của ảnh xuống, đồng thời trích xuất các đặc trưng nổi bật như các đường viền, hình dạng của khối u hoặc các cấu trúc khác trong não.

Khi làm điều này, mô hình không chỉ đơn thuần là giảm kích thước ảnh mà còn học cách nhận diện các chi tiết quan trọng, như những vùng có khả năng là khối u. Kết nối Skip (skip connections) - Giữ lại thông tin quan trọng Điều đặc biệt trong U-Net là skip connections. Đây là các "kênh" giúp truyền thông tin từ các lớp trích xuất đặc trưng ở phần encoder sang phần decoder. Nó giống như việc giữ lại thông tin chi tiết từ các lớp trước để sử dụng sau này, giúp mô hình không bị mất đi những chi tiết quan trọng khi giảm kích thước ảnh.

Điều này rất hữu ích vì các chi tiết nhỏ như ranh giới của khối u rất dễ bị mất đi trong quá trình giảm kích thước ảnh. Nhờ vào skip connections, mô hình có thể tái tạo lại những chi tiết này khi phục hồi ảnh.

Phần Decoder - Phục hồi và phân đoạn ảnh Sau khi đã trích xuất các đặc trưng, mô hình sẽ bước vào phần decoder, nơi kích thước ảnh sẽ được phục hồi lại như ban đầu. Phần này có nhiệm vụ "phóng to" ảnh và tái tạo lại các chi tiết đã mất trong quá trình thu nhỏ ở phần encoder.

Tuy nhiên, thay vì chỉ phục hồi ảnh như cũ, mô hình sẽ sử dụng thông tin đã "giữ lại" từ phần encoder (qua các kết nối skip) để làm rõ các vùng có khả năng là khối u. Mô hình sẽ dự đoán chính xác hơn về các vùng có khối u. Dự đoán và khoanh vùng khối u Kết quả cuối cùng của mô hình U-Net là một ảnh phân đoạn (segmented image),

nơi mà mô hình chỉ ra các vùng có khả năng là khối u bằng cách tô màu hoặc đánh dấu các khu vực đó. Các vùng được khoanh vùng chính là nơi mô hình dự đoán có sự hiện diện của khối u.

Như vậy, mô hình U-Net không chỉ phát hiện được sự có mặt của khối u mà còn xác định chính xác vị trí và hình dạng của nó trong não, giúp các bác sĩ có cái nhìn rõ ràng hơn về tình trạng của bệnh nhân.

## V. Kết quả

Kết quả thử nghiệm cho thấy mô hình U-Net đạt được độ chính xác cao trong việc phân loại và khoanh vùng khối u não trên bộ dữ liệu BRATS. Bảng [Bảng kết quả] trình bày các chỉ số đánh giá chi tiết.

TABLE I  
Kết quả đánh giá mô hình

Chỉ số	Giá trị
Độ chính xác	90%
Độ nhạy	85%
Độ đặc hiệu	95%
Hệ số Dice	0.88

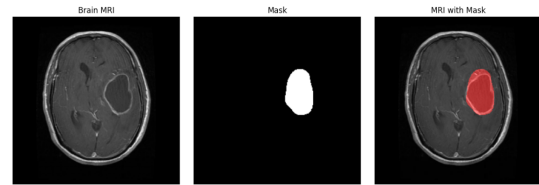


Fig. 3. Ví dụ về ảnh MRI đầu vào và kết quả phân vùng khối u.

## VI. Hạn chế

Mô hình U-Net đã chứng minh được hiệu quả trong việc phát hiện và khoanh vùng khối u não. Tuy nhiên, vẫn còn một số thách thức cần giải quyết, chẳng hạn như việc xử lý các khối u có hình dạng và kích thước khác nhau. Vẫn còn tồn tại phần nhỏ những ảnh tồn tại khối u có kích thước lạ và khó nhận diện thì mô hình vẫn chưa nhận diện được, vùng khoanh vẫn chưa bao hết được khối u mà chỉ bao được phần lớn của khối u.

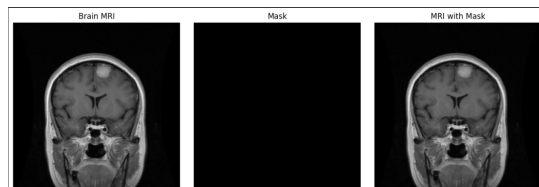


Fig. 4. Hình ảnh về khối u không được khoanh vùng

## VII. Kết luận

Mô hình U-Net là một trong những công cụ mạnh mẽ và hiệu quả nhất trong lĩnh vực phân đoạn ảnh y tế, đặc biệt là trong việc phát hiện và khoanh vùng các khối u não từ ảnh MRI. Nhờ vào cấu trúc mạng đối xứng với các kết nối skip, U-Net có thể bảo tồn thông tin chi tiết từ phần encoder và giúp quá trình phân đoạn trở nên chính xác hơn. Điều này đặc biệt quan trọng trong các bài toán phân đoạn y tế, nơi mà các đối tượng cần phân đoạn (như khối u não) có kích thước và hình dạng rất phức tạp.

Các công thức cơ bản trong mô hình U-Net, như convolution, deconvolution, hàm mất mát Dice, và các thuật toán tối ưu hóa như Adam, đã giúp mô hình này đạt được hiệu quả vượt trội trong việc phân đoạn ảnh y tế. U-Net không chỉ cho kết quả chính xác mà còn có thể được áp dụng trong thực tế để hỗ trợ bác sĩ trong việc chẩn đoán và điều trị các bệnh liên quan đến u não.

So với các mô hình khác như FCN, SegNet, hay DeepLabV3+, U-Net thường cho kết quả tốt hơn, đặc biệt là trong phân đoạn ảnh MRI não, nhờ vào khả năng giữ lại thông tin chi tiết và sử dụng các kết nối skip để cải thiện độ chính xác. Mặc dù các mô hình như ResNet + FCN hoặc DeepLabV3+ cũng đạt được kết quả khả quan trong các bài toán phân đoạn, U-Net vẫn là lựa chọn tối ưu nhờ vào cấu trúc đơn giản, dễ huấn luyện và hiệu quả vượt trội trong các ứng dụng y tế.

Nhìn chung, mô hình U-Net đã chứng tỏ được sự ưu việt của mình trong lĩnh vực phân đoạn ảnh y tế, đặc biệt là trong các bài toán liên quan đến khối u não, và là một công cụ không thể thiếu trong nghiên cứu và ứng dụng thực tế. U-Net đã đạt được những thành tựu ấn tượng trong việc phân đoạn khối u não từ ảnh MRI, chứng tỏ tính hiệu quả trong các ứng dụng y tế. Sự chính xác, ổn định và khả năng ứng dụng rộng rãi của U-Net đã giúp nâng cao chất lượng chẩn đoán và điều trị bệnh nhân, đồng thời mở ra nhiều cơ hội mới trong nghiên cứu và phát triển công nghệ y tế.

### Lời cảm ơn

Xin chân thành cảm ơn bạn đã dành thời gian xem và đánh giá bài báo cáo của tôi. Những phản hồi và ý kiến của bạn rất quý giá và giúp tôi cải thiện công việc của mình. Hy vọng bài báo cáo có thể mang lại giá trị cho mọi người.

### Tài liệu tham khảo

#### References

- [1] U-net : Kiến trúc mạnh mẽ cho Segmentation Liên kết trực tiếp: [Tại đây](#)
- [2] Image segmentation với U-Net Liên kết trực tiếp: [Tại đây](#)