

# Kết hợp phương pháp phân ngưỡng và Graphcut trong phân tích ảnh y khoa để hỗ trợ chẩn đoán.

Combination of threshold and Graphcut methods in medical image analysis to assist diagnosis.

Nguyễn Lê Mai Duyên, Trương Minh Thuận

Khoa Điện – Điện tử, Đại Học Duy Tân, Việt Nam

Faculty of Electrical & Electronics Engineering, Duy Tan University, Vietnam

## Tóm tắt

Trong bài báo này, chúng tôi trình bày các phương pháp phân đoạn ảnh dựa vào ngưỡng và Graphcut. Các đặc trưng dựa trên ngưỡng và biên là hướng tiếp cận đối với các bài toán trích xuất đối tượng trong ảnh. Qua đó bài báo tiến hành thực hiện ứng dụng trích xuất, đo kích thước khối u tự động thông qua các kỹ thuật phân đoạn dựa vào ngưỡng và Graphcut. Kết quả thực nghiệm cho thấy việc trích xuất khối u khi kết hợp hai phương pháp thì sẽ chính xác hơn.

*Từ Khóa:* phân đoạn, ngưỡng, biên, Graphcut, trích xuất đối tượng, khối u.

## Abstract:

In this paper, we present methods for segmenting images based on thresholds and Graphcut. Characteristics based on threshold and boundary are the approach to the problem of object extraction in the image. Also, we proceed to perform the extracting application, automatically measuring the tumor size through threshold-based and graphcut-based techniques. Experimental results show that tumor extraction using a combination of two methods is more accurate.

*Key words:* segmentation, threshold, edge, Graphcut, object extraction, brain tumor.

## 1. GIỚI THIỆU

Xử lý ảnh được ứng dụng trong việc xử lý các ảnh chụp trên không từ máy bay, vệ tinh và các ảnh vũ trụ hoặc xử lý các ảnh trong Y học như ảnh siêu âm, ảnh chụp cắt lớp, vv,... Đối với ảnh Y học thường chụp các bộ phận bên trong cơ thể người bằng các thiết bị chuyên dụng như máy X-Quang, máy chụp cắt lớp vi tính, máy chụp cộng hưởng từ, máy chụp mạch não,... nên ảnh thường không rõ, không sắc nét và quá nhiều thông tin gây khó khăn cho các chuyên gia Y học trong việc chẩn đoán bệnh. Do đó bài toán nhận dạng ảnh trong Y học là một bài toán có rất nhiều ý nghĩa thực tiễn và ta có thể thấy rằng để công việc nhận dạng trở nên dễ dàng thì ảnh phải được tách thành các đối tượng riêng biệt, đây là mục đích chính của bài toán phân đoạn ảnh. Nếu phân đoạn ảnh không tốt sẽ dẫn đến sai lầm trong quá trình nhận dạng ảnh, bởi vậy công đoạn phân đoạn ảnh là quá trình then chốt trong quy trình xử lý ảnh nói chung. Trên cơ sở đó, bài báo cũng sẽ trình bày ứng dụng “trích xuất và đo kích thước khối u tự động” và phân tích kết quả thu được thông qua ngôn ngữ Python và thư viện mã nguồn mở OpenCV.

Đã có rất nhiều nghiên cứu đã đưa ra vấn đề phát hiện và trích xuất khối u trong não. Nhìn chung để thực hiện vấn đề trên thì có rất nhiều phương pháp. Ban đầu Jean Stawiaski, Etienne Decenciere và Francois Bidault [1] sử dụng phương pháp Graphcut và watershed thì kết quả cho thấy chỉ mới vẽ được biên của khối u. Sau đó Madhumantee Naskar [3] đề xuất phương pháp phân đoạn dựa vào ngưỡng

và watershed trên ảnh khối u não, kết quả của phương pháp này giải quyết được bài toán trích xuất khối u.

Tuy nhiên, đối với một số ảnh có khối u nằm ở sát vỏ não thì kết quả trích xuất vẫn chưa hiệu quả. Để giải quyết vấn đề trên thì Wanda Benesova [8] đề xuất phương pháp phân đoạn dựa vào ngưỡng và Graphcut kết hợp với thuật toán loại bỏ vỏ não thì kết quả trích xuất khối u đối với ảnh có khối u nằm sát vỏ não vẫn chính xác.

Qua quá trình nghiên cứu so sánh đối chiếu các phương pháp trích xuất khối u trong não, người ta thường gặp vấn đề là giá trị pixel giữa khối u và phần não còn lại là gần như bằng nhau nên quá trình phân ngưỡng gặp khó khăn. Để giải quyết vấn đề này thì chúng tôi đề xuất trước khi phân đoạn với các phương pháp thì cần tăng độ tương phản của ảnh lên thì sẽ cho kết quả chính xác.

Ngoài ra, chúng tôi cũng thực hiện việc đo kích thước khối u nhằm giúp các bác sĩ có thêm thông tin khi chẩn đoán.

Phần còn lại của bài báo được sắp xếp như sau: Phần 2 giới thiệu phương pháp phân đoạn ảnh Y khoa. Phần 3 là đề xuất phương pháp phân đoạn ảnh Y khoa. Phần 4 là kết quả mô phỏng và thảo luận. Cuối cùng là phần kết luận.

## 2. PHƯƠNG PHÁP PHÂN ĐOẠN ẢNH Y KHOA

Phân đoạn (segmentation) là một quá trình chia ảnh ra các vùng con khác nhau mà trong mỗi vùng chứa các thực thể có ý nghĩa cho việc phân lớp - mỗi thực thể được xem là một đối tượng mang những thông tin đặc trưng riêng. Có rất nhiều kỹ thuật phân đoạn ảnh, trong phần này chúng tôi giới thiệu một số kỹ thuật tiêu biểu như: Phân đoạn dựa vào

ngưỡng, phân đoạn dựa vào biên, phân đoạn theo miền đồng nhất. Cũng có thể thấy rằng không có một kỹ thuật phân đoạn nào là vạn năng – theo nghĩa là có thể áp dụng cho mọi loại ảnh và cũng không có một kỹ thuật phân đoạn ảnh nào là hoàn hảo.

Phân đoạn ảnh là các thao tác chia nhỏ bức ảnh đầu vào thành các miền hoặc các vật thể con với mức độ tùy theo nhu cầu xử lý. Có rất nhiều kiểu phân đoạn như xác định biên của vật thể, xử lý các vùng ảnh, tách biệt rõ ràng vật thể và nền bằng một ngưỡng,...nhưng tóm lại mục tiêu của phân đoạn ảnh là làm nổi bật hoặc tách hẳn vật thể cần quan tâm ra từ ảnh ban đầu.

Trong các thao tác về xử lý ảnh thì phân đoạn ảnh được xem là thao tác khó nhất và là thao tác quan trọng vì độ chính xác của quá trình phân đoạn ảnh có ý nghĩa quyết định tới các xử lý tính toán sau đó. Phân đoạn có thể đóng vai trò trung tâm trong một số xử lý kỹ thuật như phân tích chất lượng sản phẩm, hoặc là một khâu trung gian cần thiết cho các quá trình xử lý tiếp theo như các xử lý trong Y học.

## 2.1. Phân đoạn dựa vào ngưỡng

Ngưỡng (Threshold) là một khái niệm khá quen thuộc trong xử lý ảnh cũng như rất nhiều giải thuật khác. Nó dùng để chỉ một giá trị mà người ta dựa vào để phân hoạch một tập hợp thành các miền phân biệt.

Biên độ của các tính chất vật lý của ảnh (như là độ phản xạ, độ truyền sáng, màu sắc...) là một đặc tính đơn giản và rất hữu ích. Nếu biên độ đủ lớn đặc trưng cho ảnh thì chúng ta có thể dùng ngưỡng biên độ để phân đoạn ảnh. Thí dụ, biên độ trong bộ cảm biến hồng ngoại có thể phân ánh vùng có nhiệt độ thấp hay vùng có nhiệt độ cao. Đặc biệt, kỹ thuật phân ngưỡng theo biên độ rất có ích đối với ảnh nhị phân như văn bản in, đồ họa, ảnh màu hay ảnh X-quang.

Việc chọn ngưỡng trong kỹ thuật này là một bước vô cùng quan trọng, thông thường người ta tiến hành theo các bước chung như sau:

- Xem xét lược đồ xám của ảnh để xác định đỉnh và khe. Nếu ảnh có nhiều đỉnh và khe thì các khe có thể sử dụng để chọn ngưỡng.
- Chọn ngưỡng T sao cho một phần xác định trước η của toàn bộ số mẫu là thấp hơn T.
- Điều chỉnh ngưỡng dựa trên xét lược đồ xám của các điểm lân cận.
- Chọn ngưỡng bằng cách xem xét lược đồ xám của những điểm thỏa tiêu chuẩn đã chọn.

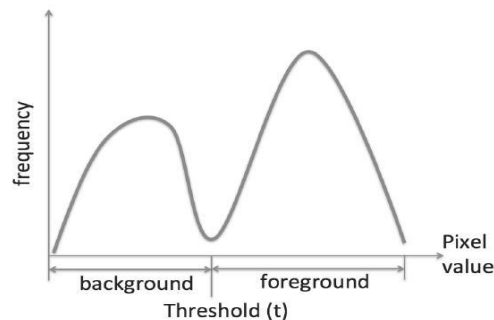
Một thuật toán đơn giản trong kỹ thuật này là: giả sử rằng chúng ta đang quan tâm đến các đối tượng sáng (object) trên nền tối (background), một tham số T - gọi là ngưỡng độ sáng, sẽ được chọn cho một ảnh  $f[x,y]$  theo cách:

$$\begin{aligned} \text{If } f[x,y] \geq T \text{ then } f[x,y] &= \text{object} = 1 \\ \text{Else } f[x,y] &= \text{Background} = 0. \end{aligned}$$

Ngược lại, đối với các đối tượng tối trên nền sáng chúng ta có thuật toán sau:

$$\text{If } f[x,y] < T \text{ then } f[x,y] = \text{object} = 1$$

$$\text{Else } f[x,y] = \text{Background} = 0.$$



Hình 1: Ngưỡng chia các pixel thành background và foreground

### 2.1.1. Chọn ngưỡng cố định

Đây là phương pháp chọn ngưỡng độc lập với dữ liệu ảnh. Nếu chúng ta biết trước là chương trình ứng dụng sẽ làm việc với các ảnh có độ tương phản rất cao, trong đó các đối tượng quan tâm rất tối còn nền gần như đồng nhất và rất sáng thì việc chọn ngưỡng  $T=128$  (xét trên thang độ sáng từ 0 đến 255) là một giá trị chọn khác chính xác. Chính xác ở đây hiểu theo nghĩa là số các điểm ảnh bị phân lớp sai là cực tiểu.

Ưu điểm : Đơn giản dễ lập trình.

Nhược điểm : Khó chọn ngưỡng thích nghi với nhiều loại ảnh trong điều kiện ánh sáng khác nhau.

### 2.1.2. Chọn ngưỡng dựa trên lược đồ (Histogram)

Trong hầu hết các trường hợp, ngưỡng được chọn từ lược đồ độ sáng của vùng hay ảnh cần phân đoạn. Có rất nhiều kỹ thuật chọn ngưỡng tự động xuất phát từ lược đồ xám  $\{h[b] \text{ trong đó } b = 0,1,\dots,2b-1\}$  đã được đưa ra. Những kỹ thuật phổ biến sẽ được trình bày dưới đây. Những kỹ thuật này có thể tận dụng lợi thế dữ liệu lược đồ ban đầu mang lại nhằm loại bỏ những dao động nhỏ về độ sáng. Tuy nhiên các thuật toán làm trơn cần phải cẩn thận, không được làm dịch chuyển các vị trí đỉnh của lược đồ.

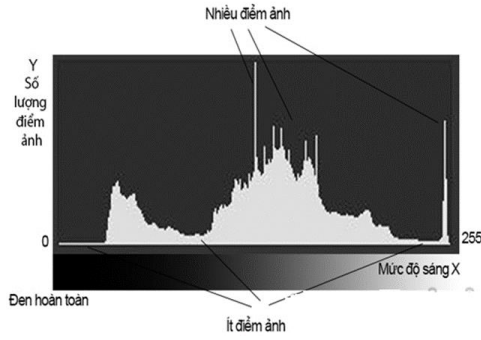
Lược đồ (Histogram) là một đồ thị dạng thanh biểu diễn tần suất xuất hiện các mức xám của ảnh. Trong đó trục hoành biểu diễn giá trị mức xám của ảnh có giá trị từ 0 đến 255, trục tung biểu diễn tần suất xuất hiện mức xám của ảnh.

Công thức tổng quát:

$$P(r_K) = \frac{n_K}{MN} \quad (1)$$

Trong đó:  $P(r_K)$  là tần suất xuất hiện mức xám.

$n_K$  : giá trị điểm ảnh tại vị trí k.



Hình 2 : Lược đồ xám của ảnh

❖ Thuật toán Otsu's

Otsu's là tên một nhà nghiên cứu người Nhật đã nghĩ ra ý tưởng cho việc tính ngưỡng một cách tự động dựa vào giá trị điểm ảnh của ảnh đầu vào nhằm thay thế cho việc sử dụng ngưỡng cố định.

Trước tiên, sau khi thống kê mức xám trên ảnh ban đầu, chúng ta sẽ nhận được một đồ thị biểu diễn mức xám có hai đỉnh, một đỉnh biểu diễn cho những vùng đối tượng, đỉnh còn lại biểu diễn cho những vùng là nền của ảnh. Theo Otsu's ngưỡng  $k^*$  tốt nhất được chọn là giá trị mà tại đó nó làm cho sự chênh lệch  $\sigma_b^2$  giữa hai đoạn trên đồ thị đạt cực đại. Giá trị  $\sigma_b^2$  được định nghĩa như sau:

$$\sigma_b^2 = a_1(m_1 - m_t)^2 + a_2(m_2 - m_t)^2 \quad (2)$$

Thay  $a_1 + a_2 = 1$  và  $m_t = a_1 m_1 + a_2 m_2$  ta được:

$$\sigma_b^2 = a_1 a_2 (m_1 - m_2)^2 \quad (3)$$

Trong đó  $m_1$  và  $m_2$  biểu diễn giá trị trung bình tương ứng với đoạn 1 và đoạn 2,  $a_1$  và  $a_2$  là tần suất xuất hiện của  $m_1$  và  $m_2$ . Tỷ lệ  $a_j$  của diện tích đoạn  $j$  với tổng diện tích được tính như sau:

$$a_j = \sum_{i \in C_j} p_i \quad j = 1, 2 : \text{tổng xác suất trên đoạn } j \quad (4)$$

Trong đó  $p_i$  là thương của số lần xuất hiện của mức xám thứ  $i$  và tổng số lần xuất hiện của tất cả các mức xám cho nên:

$$\sum_{i=0}^{I-1} p_i = 1, \quad (5)$$

Với  $I$  biểu diễn tổng số những mức xám. Thông thường, đối với ảnh văn bản,  $I$  có giá trị là 256.  $C_1(C_2)$  biểu diễn tập hợp tất cả những điểm có giá trị nhỏ hơn hoặc bằng (lớn hơn) ngưỡng  $k$ . Chú ý rằng, giá trị trung bình  $m_j$  được tính như sau:

$$m_j = \sum_{i \in C_j} i * \frac{p_i}{a_j} \quad j = 1, 2 \quad (6)$$

: mức xám trung bình trên đoạn  $j$

Ngưỡng  $k^*$  tốt nhất sẽ được xác định bằng cách tìm ra đỉnh của  $\sigma_b^2$ .

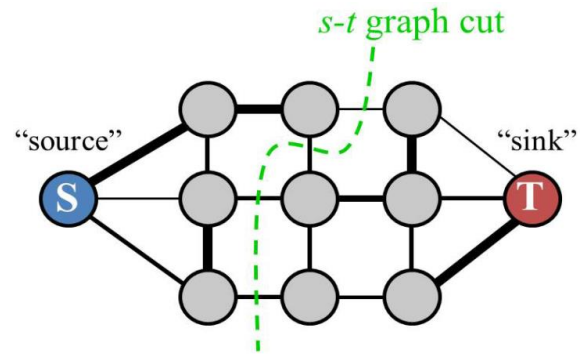


Hình 3: Phân đoạn dựa vào ngưỡng với thuật toán Otsu's

## 2.2. Phân đoạn với Graphcut

Graphcut là một phương pháp phân đoạn hình ảnh dựa trên việc cắt giảm đồ thị bắt đầu với một hộp giới hạn do người dùng chỉ định xung quanh đối tượng được phân đoạn. Graphcut có nhiều ứng dụng khác nhau trong các vấn đề về thị giác máy tính, ví dụ: phân đoạn hình ảnh, khôi phục hình ảnh và các ứng dụng khác có thể được xây dựng trong điều kiện giảm thiểu năng lượng. Do đó việc cắt giảm đồ thị được sử dụng như là thuật toán phân đoạn cơ bản.

Giả sử  $G = \{V, E\}$  là một đồ thị có trọng số trong đó  $V$  là một tập hợp các đỉnh và  $E$  là một tập hợp các cạnh có trọng số kết nối các nút trong  $V$ . Có hai đỉnh đầu cuối đặc biệt, đỉnh nguồn  $s$  và đỉnh chìm  $t$ . Một  $s$ - $t$  cắt  $C = (S; T)$  khi loại bỏ một tập con của các cạnh  $C$  từ  $E$ , tất cả các đỉnh được phân chia thành hai bộ phận tách,  $s = S$  và  $t = T$  và không có đường từ  $s$  đến  $t$ . Vấn đề cắt  $s$ - $t$  tối thiểu là tìm một vết cắt  $C$  với giá trị tối thiểu, đó là tổng trọng lượng của các cạnh đã loại bỏ.



Hình 4 : Một  $s$ - $t$  cắt trên đồ thị với hai điểm đầu cuối

Bài báo này nhằm mục đích phân đoạn các mô khối u từ các mô khỏe mạnh khác. Vì chỉ có hai lớp, tức là khối u và các mô khỏe mạnh, đây là một nhiệm vụ phân đoạn nhị phân. Mỗi điểm ảnh được gán một nhãn từ một bộ nhãn  $L = \{0; 1\}$ , trong đó 1 đại diện cho nhãn của khối u và 0 tương ứng với nhãn của nền. Hàm năng lượng cho phân đoạn nhị phân là:

$$E(f) = \sum_{p \in \Omega} D_p(f_p) + \lambda \sum_{p,q \in N} V_{pq}(f_p, f_q) \quad (7)$$

Trong đó  $\Omega$  là tập hợp của tất cả các điểm ảnh trong hình ảnh và  $N$  là hệ thống vùng lân cận trên  $\Omega$  và các cặp pixel  $(p; q)$  là các điểm ảnh lân cận trong hệ thống vùng lân cận được chấp nhận.  $f_p \in L$  biểu thị nhãn được gán cho pixel  $p$ .  $V_{pq}(f_p, f_q)$  là hình phạt cho các pixel lân cận khi chúng được gán cho các nhãn khác nhau:

$$V_{pq}(f_p, f_q) = w_{pq} * \delta(f_p, f_q) \quad (8)$$

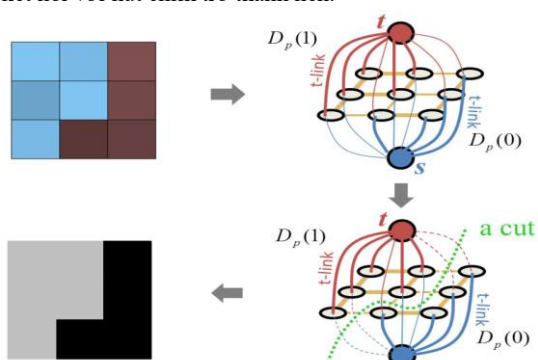
Trong đó:  $\delta(f_p, f_q) = \begin{cases} 1 & \text{với } f_p \neq f_q \\ 0 & \text{với } f_p = f_q \end{cases}$

Đối với  $V_{pq}(f_p, f_q)$  khi các pixel lân cận có cùng nhãn thì  $V_{pq} = 0$  ví dụ:  $V_{pq}(0,0) = 0$ .

Hình ảnh 3x3 có nền được gắn nhãn là B và đối tượng là O. Sử dụng GMM để mô hình hóa nền trước và sau, GMM sẽ học và tạo phân phối pixel mới. Biểu đồ được tạo từ phân phối pixel này. Các nút trong biểu đồ là pixel. Bổ sung hai nút được thêm vào nút nổi và nút chìm.

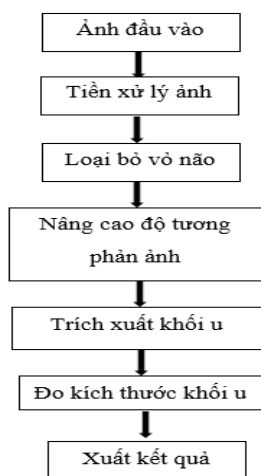
Mỗi điểm ảnh nền trước được kết nối với nút nổi và mỗi điểm ảnh nền được kết nối với nút chìm. Trọng số của các cạnh nối các điểm ảnh với nút nổi được xác định bởi xác suất của pixel là nền trước. Trọng số giữa các pixel được xác định bởi cạnh hoặc điểm tương đồng pixel. Nếu có sự khác biệt lớn về màu pixel, cạnh giữa chúng sẽ có trọng lượng thấp.

Sau đó, thuật toán mincut được sử dụng để phân đoạn biểu đồ. Nó cắt biểu đồ thành hai nút nổi và nút chìm với hàm giá trị tối thiểu. (Hàm chi phí là tổng của tất cả các trọng số của các cạnh được cắt). Sau khi cắt, tất cả các điểm ảnh kết nối với nút nổi trở thành tiền cảnh và những điểm kết nối với nút chìm trở thành nền.



Hình 5 : Quá trình graph cut

### 3. ĐỀ XUẤT PHƯƠNG PHÁP PHÂN ĐOẠN ẢNH Y KHOA



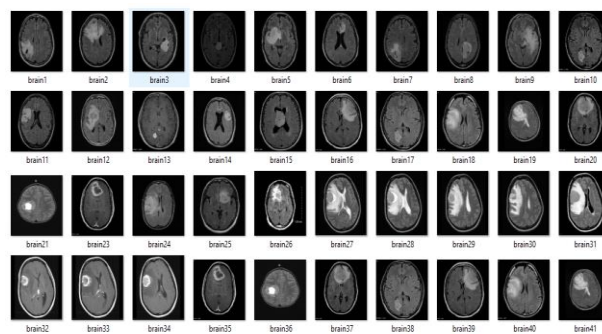
Hình 6 : Sơ đồ khối quá trình phân đoạn ảnh Y khoa

Chúng tôi tiến hành thực nghiệm trên các thông số khác nhau từ đó chọn ra bộ thông số tốt nhất.

Quy trình thực hiện diễn ra theo các bước sau:

#### 3.1. Chuẩn bị tập dữ liệu

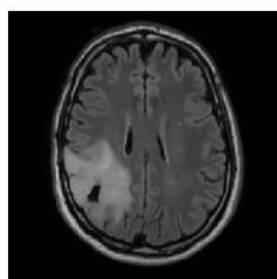
Các nguồn ảnh được sử dụng: tập ảnh Y khoa chuẩn từ cơ sở dữ liệu <https://radiopaedia.org/playlists>, ảnh từ Google image. Bài báo thu thập được một số ảnh Y khoa có kích thước và hình dạng các khối u khác nhau. Việc lựa chọn này giúp bài báo khảo sát quá trình phân đoạn ảnh Y khoa sẽ chính xác hơn. Các ảnh được lưu trữ ở định dạng JPG, PNG. Kích thước ảnh có thể rất khác nhau, độ phân giải từ vài trăm KB đến vài MB. Việc thu thập ảnh có độ phân giải khác nhau giúp đánh giá khả năng chính xác trong điều kiện thiết bị thu ảnh có chất lượng thấp.



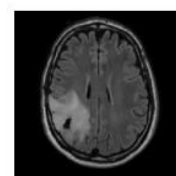
Hình 7 : Tập dữ liệu

#### 3.2. Tiền xử lý ảnh

Chuẩn hóa ảnh : Các ảnh đầu vào được resize để dung lượng và kích thước ảnh giảm đi, đồng thời rút ngắn được thời gian xử lý ảnh. Tất cả ảnh đều được chuẩn hóa với kích thước 330x310. Khi đưa về kích thước chuẩn thì việc đo kích thước các khối u theo tỉ lệ tương đối với não sẽ chính xác.



a) Ảnh đầu vào



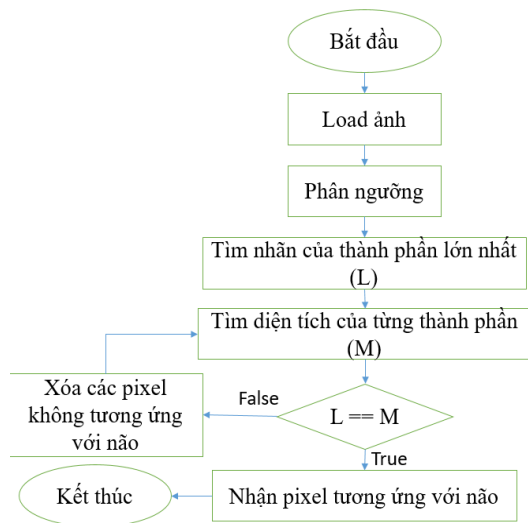
b) Ảnh sau khi resize

Hình 8 : Quá trình chuẩn hóa

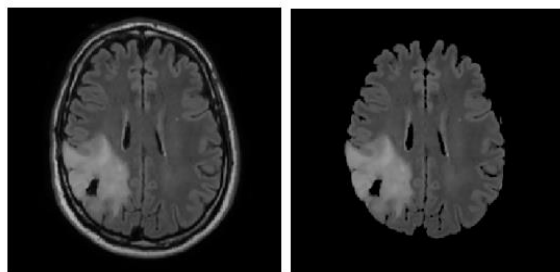
#### 3.3. Loại bỏ vỏ não

Trước khi phân đoạn, vỏ não phải được loại bỏ khỏi ảnh. Trong trường hợp khi các pixel vỏ não có giá trị tương đương với các giá trị của khối u sẽ dẫn đến kết quả xấu trong quá trình phân đoạn.

Vỏ não được loại bỏ tùy thuộc vào mặt nạ được tạo ra. Tạo mặt nạ có nguồn gốc từ kết quả của phương pháp thống kê được gọi là hỗn hợp Gaussians và Otsu's thresholding.



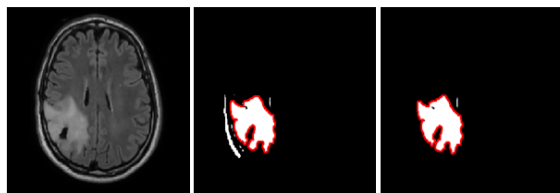
Hình 9 : Thuật toán loại bỏ vỏ não



a) Ảnh đầu vào b) Ảnh sau khi loại bỏ vỏ não

Hình 10 : Não đã loại bỏ vỏ não.

Từ kết quả thực nghiệm cho thấy khi không loại bỏ vỏ não thì kết quả của quá trình trích xuất khối u sẽ không được chính xác. Giá trị pixel của vỏ não và khối u gần như tương đương nên trong quá trình trích xuất khối u kết quả sẽ có một phần vỏ não đi kèm với khối u.

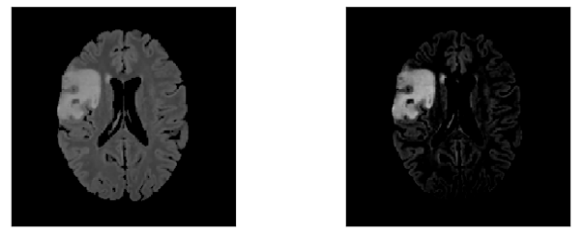


a) Ảnh đầu vào b) Kết quả không loại bỏ vỏ não c) Kết quả loại bỏ vỏ não

Hình 11: Kết quả thực nghiệm khi không loại bỏ vỏ não và loại bỏ vỏ não

### 3.4. Nâng cao độ tương phản ảnh

Đầu vào cho phương pháp này là một hình ảnh từ cộng hưởng từ. Bối cảnh của hình ảnh thường có màu đen và các khối u có cường độ cao. Tuy nhiên, dữ liệu được quét với các cài đặt khác nhau gây ra sự khác biệt về cường độ. Nó có nghĩa là trên một số nền hình ảnh không phải là màu đen và các khối u không quá rõ. Nó rất hữu ích cho việc xử lý trong bước kế tiếp, bởi vì hình ảnh có đặc điểm tương tự. Do đó, hình ảnh được chỉnh sửa phạm vi từ 0 đến 255.



a) Ảnh đầu vào b) Ảnh sau khi tăng độ tương phản

Hình 12 : Nâng cao độ tương phản ảnh

Với những ảnh có độ tương phản giữa khối u và phần não còn lại là tốt thì có thể đặt giá trị ngưỡng mặc định. Tuy nhiên trong phần lớn các trường hợp thực tế thì chất lượng ảnh đầu vào không như mong muốn, vì vậy khi tiến hành thực nghiệm, chúng tôi nhận thấy rằng việc chọn ngưỡng và độ tương phản phù hợp là khá quan trọng, góp phần nâng cao thêm chất lượng phân đoạn ảnh. Các kết quả sau là minh chứng cho việc đặt các giá trị contrast phù hợp cho từng ảnh cụ thể:

| Thông số       | Ảnh đầu vào | Loại bỏ vỏ não | Phương pháp Otsu's | Graphcut | Khối u |
|----------------|-------------|----------------|--------------------|----------|--------|
| Contrast = 50  |             |                |                    |          |        |
| Contrast = 100 |             |                |                    |          |        |
| Contrast = 200 |             |                |                    |          |        |

Bảng 1 : Kết quả thực nghiệm điều chỉnh độ tương phản

### 3.5. Trích xuất khối u

Để trích xuất khối u thì có rất nhiều phương pháp nhưng ở đây chúng tôi kết hợp phương pháp Otsu's và Graphcut. Ảnh được phân ngưỡng để đưa về ảnh nhị phân (chỉ chứa các giá trị 0 và 1). Vùng ảnh khối u và nền ngoài khối u sẽ có giá trị mức xám 0 (màu đen), phần vùng ảnh khối u có giá trị 1 (màu trắng).



a) Ảnh đầu vào b) Ảnh sau khi sử dụng Otsu's

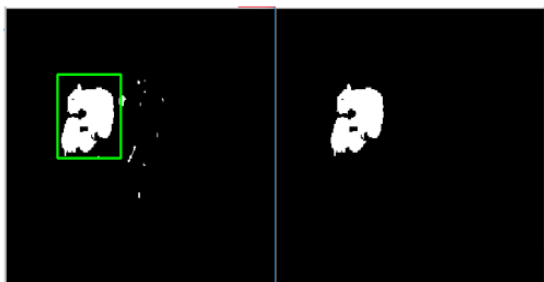
Hình 13 : Phương pháp Otsu's

Ưu điểm: - Đơn giản dễ lập trình.

- Thay vì việc chọn một ngưỡng cố định lớp thuật toán này dựa vào sự phân bố mức xám của các pixel trong ảnh sẽ tính toán một ngưỡng tối ưu phù hợp với từng ảnh Y khoa.

- Kết quả khả năng trích xuất khối u chính xác.

Sau khi sử dụng phương pháp Otsu's thì đã trích xuất được khối u nhưng vẫn còn một số phần tử không phải khối u vẫn còn vì vậy việc kết hợp phương pháp Graphcut và Otsu's sẽ cho kết quả trích xuất khối u chính xác hơn.



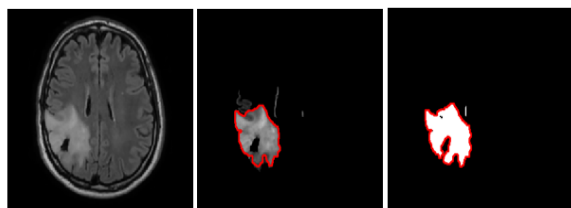
a) Ảnh đầu vào

b) Ảnh sau khi sử dụng Graph cut

Hình 14 : Phương pháp Graph cut

Graphcut cho phép giới hạn được đối tượng cần phân đoạn và xóa bỏ được những pixel không mong muốn.

Khi không sử dụng phân ngưỡng chỉ đơn thuần sử dụng phương pháp Graphcut thì kết quả trích xuất khối u vẫn còn một phần não đi theo khối u.



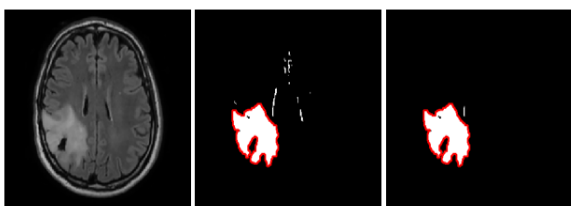
a) Ảnh đầu vào

b) Không sử dụng phân ngưỡng

c) Sử dụng phân ngưỡng

Hình 15 : Kết quả thực nghiệm khi không phân ngưỡng và có phân ngưỡng

Tương tự khi không sử dụng phương pháp Graphcut thì kết quả trích xuất sẽ vẫn còn một số phần tử não có giá trị pixel tương đương giá trị pixel khối u.



a) Ảnh đầu vào

b) Không sử dụng Graphcut

c) Sử dụng Graphcut

Hình 16: Kết quả thực nghiệm khi không sử dụng Graphcut và có Graphcut

### 3.6. Đo kích thước khối u

Để xác định kích thước của một đối tượng trong một hình ảnh, trước tiên chúng tôi thực hiện hiệu chuẩn bằng cách sử dụng một đối tượng tham chiếu. Đối tượng tham chiếu của chúng tôi phải có hai thuộc tính :

- Biết kích thước của đối tượng này (về mặt chiều rộng hoặc chiều cao) trong một đơn vị đo được (cm,mm,in,...).

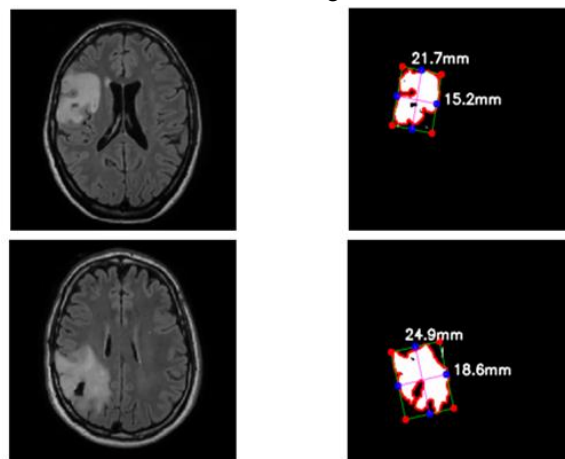
- Có thể dễ dàng tìm thấy đối tượng tham chiếu này trong một hình ảnh, dựa trên vị trí của đối tượng (chẳng hạn như đối tượng tham chiếu luôn được đặt ở góc trên cùng bên trái của hình ảnh) hoặc thông qua các lần xuất hiện (như là một màu sắc hoặc hình dạng đặc biệt, độc đáo và khác với tất cả các đối tượng khác trong hình ảnh). Trong cả hai trường hợp, tham chiếu nên được nhận dạng duy nhất theo một cách nào đó.

Để chuyển pixel thành mm thì sử dụng công thức :

$$\text{pixel\_per\_metric} = \text{Object\_width} * 0.26$$

Trong đó : Object\_width là chiều dài ( hoặc chiều rộng) của khối u ( tính bằng pixel)

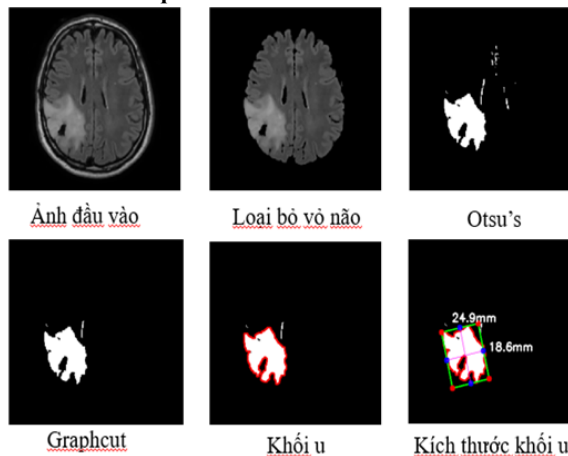
Bây giờ ta sử dụng tỉ lệ pixel\_per\_metric để đo kích thước khối u theo chiều dài và chiều rộng.



Hình 17: Đo kích thước khối u

## 4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN.

### 4.1. Kết quả



Hình 18: Kết quả các bước thực hiện trên một ảnh

### 4.2. Đánh giá kết quả

| Tập ảnh                   | Số lượng | Thông số       | Tỉ lệ trích xuất chính xác hình dạng khối u |                      |                       |
|---------------------------|----------|----------------|---------------------------------------------|----------------------|-----------------------|
|                           |          |                | Phương pháp Otsu's                          | Phương pháp Graphcut | Kết hợp 2 phương pháp |
| Ảnh có độ tương phản cao  | 50       | Contrast = 100 | 82%                                         | 85%                  | 98%                   |
| Ảnh có độ tương phản thấp | 50       | Contrast = 200 | 80%                                         | 84%                  | 97%                   |

Hình 19: Kết quả thực nghiệm trên bộ cơ sở dữ liệu

Nhận xét : - Tỉ lệ trích xuất chính xác hình dạng khối u theo phương pháp Otsu's là 82% và phương pháp Graphcut là 85%, cả hai tỉ lệ này thấp hơn tỉ lệ trích xuất chính xác hình dạng khối u khi kết hợp hai phương pháp với nhau. Khi kết hợp giữa hai phương pháp thì sẽ khắc phục được nhược điểm của từng phương pháp đó là vẫn còn phần tử không phải khối u dẫn đến kết quả chính xác thấp hơn.

- Tập ảnh có độ tương phản cao có tỉ lệ trích xuất chính xác hình dạng khối u hơn tập ảnh có độ tương phản thấp. Lý do là tập ảnh có độ tương phản cao thì giá trị pixel giữa khối u và não chênh lệch nhiều nên dễ dàng trích xuất được khối u hơn.

### 4.3. Kết luận

Bài báo đã thực hiện nghiên cứu một số kĩ thuật phân đoạn ảnh Y khoa cụ thể là tách khối u ra khỏi não. Bài báo đã thực hiện các công việc sau :

- So sánh đánh giá ưu, nhược điểm và khả năng phân đoạn ảnh não cụ thể ở đây là phương pháp Otsu's và Graphcut.
- Kết quả thử nghiệm đảm bảo được quá trình trích xuất ở một số loại ảnh khác nhau. Đối với các bộ dữ liệu được chuẩn bị tốt, điều kiện phù hợp các phương pháp từ bài báo đạt độ chính xác 98%.
- Kích thước của khối u được xác định chính xác dựa theo tỉ lệ tương đối giữa não và khối u.

### 4.4. Hướng phát triển

- Xử lý trên tập ảnh theo thời gian thực.
- Hình thành kho cơ sở dữ liệu để phục vụ cho khâu training trong machine learning.
- Trong tương lai có thể mở rộng phân đoạn khối u tự động với tập ảnh 3D.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Jean Stawiaski, Etienne Decenciere and Francois Bidault "Interactive Liver Tumor Segmentation Using Graph-cuts and Watershed "

- [2] Vrishali A. Walan, V. K. Jadhav "Detection Of Brain Tumor Using Mri Image"
- [3] Madhumantee Naskar "An automated system for brain tumor detection & segmentation "
- [4] S. Sushma,R. Devi Kala "Brain tumor segmentation and classification using Graph Cut segmentation and DRLBP"
- [5] Athency Antony, Ancy Brigit M.A, Fathima K.A, Dilin Raju, Binish M.C "Brain Tumor Detection and Classification in MRI Images"
- [6] Zahra Sobhaninia, Safiyeh Rezaei, Alireza Noroozi, Mehdi Ahmadi, Hamidreza Zarrabi, Nader Karimi, Ali Emami, Shadrokh Samavi "Brain tumor segmentation using deep learning by type specific sorting of images "
- [7] Victor Chen and Su Ruan " Graph cut based segmentation of Brain tumor from MRI images"
- [8] Ing. Wanda Benesova, PhD "Segmentation of Brain Tumors from Magnetic Resonance Images using Adaptive Thresholding and Graph Cut Algorithm."
- [9] M. A. Balafar, A. R. Ramli, M. I. Saripan, and S. Mashohor. Review of brain MRI image segmentation methods. Artificial Intelligence Review,33(3):261–274, 2010.
- [10] N. Gordillo, E. Montseny, and P. Sobrevilla. State of the art survey on MRI brain tumor segmentation.Magnetic Resonance Imaging, 31(8):1426–1438, 2013.
- [11] J. Liu, M. Li, J. Wang, F. Wu, T. Liu, and Y. Pan. A Survey of MRI-Based Brain Tumor Segmentation Methods. Tsinghua Science and Technology,19(6):578–595, 2014.
- [12] B. H. Menze, A. Jakab, S. Bauer, J. Kalpathy-cramer, K. Farahani, J. Kirby, Y. Burren, et al. The Multimodal Brain Tumor Image Segmentation Benchmark ( BRATS ). IEEE, 34(10):1–32, 2014.
- [13] C. Rother, V. Kolmogorov, and A. Blake. "Grab-Cut": Interactive foreground extraction using iterated graph cuts. ACM Trans. Graph., 23(3):309–314, August 2004.
- [14] N. Gordillo, E. Montseny, and P. Sobrevilla. State of the art survey on MRI brain tumor segmentation. Magnetic Resonance Imaging, 31(8):1426–1438, 2013.