

PHÂN ĐOẠN VÀ TÁI TẠO HÌNH ẢNH 3-CHIỀU TỪ HÌNH ẢNH CHỤP CẮT LỚP QUANG HỌC

SEGMENTATION AND 3D RECONSTRUCTION FROM OPTICAL COHERENCE TOMOGRAPHY IMAGES

Lê Mỹ Hà¹, Nguyễn Văn Bình²

¹Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP.HCM, Việt Nam

²Trường Cao đẳng nghề Kỹ thuật Thiết bị Y tế Bình Dương, Việt Nam

Ngày toà soạn nhận bài 23/3/2018, ngày phản biện đánh giá 5/4/2018, ngày chấp nhận đăng 20/4/2018.

TÓM TẮT

Trích xuất đối tượng trong ảnh 2 chiều chụp từ các thiết bị thu nhận ảnh trong bệnh viện như máy X-Quang, CT, MRI, OCT... và xây dựng ảnh 3 chiều để có được sự nhìn nhận tổng quan là vấn đề quan trọng, nó giúp bác sĩ chẩn đoán bệnh lâm sàng chính xác hơn. Máy chụp cắt lớp quang học - Optical Coherence Tomography (OCT) với ưu điểm độ phân giải cao, chụp ảnh không xâm lấn là công cụ đang được đẩy mạnh sử dụng để nghiên cứu các đối tượng trong y học. Tuy nhiên, ảnh thu được từ máy OCT có nhiều hạt và nhiễu muối tiêu nhiều nên gây khó khăn trong quá trình trích xuất thông tin của đối tượng mà một số phương pháp phân đoạn thông thường không thực hiện được. Bài báo này áp dụng phương pháp phân đoạn dựa vào đường bao động để trích xuất đối tượng là cột sống được chụp từ chuột thí nghiệm. Phương pháp đã trích xuất được vùng cột sống và đã thực hiện phân đoạn có độ chính xác cao trên nhiều hình ảnh chụp cắt lớp với độ sâu khác nhau. Đồng thời, hình ảnh 3 chiều của cột sống được tái tạo từ những hình ảnh 2 chiều đã phân đoạn cho kết quả tốt khi so sánh với các chương trình phân đoạn và tái tạo thủ công.

Từ khóa: Chụp cắt lớp quang học; tăng cường ảnh; lọc nhiễu; xử lý hình thái; phân đoạn; tái tạo hình ảnh 3 chiều.

ABSTRACT

Extracting object in 2-D images which are taken by image acquisition devices in medical such as X-ray, CT, MRI, OCT, etc. and reconstructing of 3D images to get a general observation is a complicated problem. This method will assist to diagnose clinical diseases more accurately. Optical Coherence Tomography (OCT) with such advantages as high resolution and non-invasive imaging is a device that has been more and more promoted for research of objects in the medical field. However, images obtained from OCT contain noise and salt-pepper noise, which cause many difficulties in the extraction process and several segmentation methods to be unworkable. This paper proposes a novel segmentation method based on the dynamic boundary to extract spinal cord objects from OCT images which are taken on the spine of a mouse. This method has successfully extracted the spinal cord and worked automatically, followed by 3D image reconstruction of the spinal cord from segmented 2D image data.

Keywords: OCT; enhancing images; noise filter; morphology; segmentation; 3D reconstruction.

1. GIỚI THIỆU

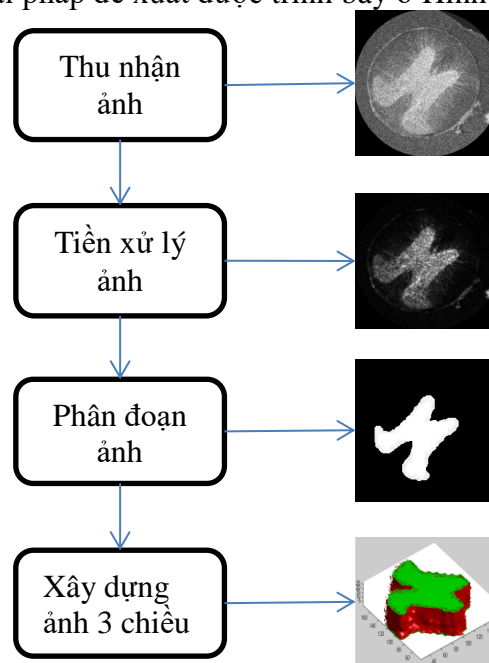
Với công nghệ chụp cắt lớp quang học (OCT) là kỹ thuật chụp ảnh không xâm lấn

và được giới thiệu bởi Huang vào năm 1991 [1]. Kỹ thuật này, hình ảnh thu được bằng cách quét tuyến tính theo trục A hoặc trục B, hoặc hình ảnh cắt ngang (cross-sectional

images), ảnh thu được có cấu trúc hiển vi đến từng mô sống với độ phân giải cao (2-10 μ m) [2], thời gian quét hình ảnh nhanh và ảnh thu được theo thời gian thực. Tuy nhiên khi ảnh thu được có độ nhiễu cao, nhiều hạt và nhiều muối tiêu nhiễu, đường biên không rõ ràng làm cho phân đoạn ảnh trở nên khó khăn. Để phân đoạn và trích xuất đối tượng trong ảnh y học thường dùng hai hướng chính đó là dựa vào phân tích gradient điểm ảnh và không dựa vào gradient điểm ảnh. Phân đoạn dùng đường viền động là dùng một đường cong được xem như một con rắn (snake) trên cơ sở gradient ảnh như phương pháp Gradient Vector Flow Snakes [3], phương pháp đường bao động [4] để phân vùng đối tượng mong muốn. Ưu điểm của phương pháp là dễ thao tác, tự thích ứng với trạng thái tối thiểu năng lượng, thích hợp với ảnh có đường biên rõ ràng. Bên cạnh đó thì có nhiều nhược điểm, vì chủ yếu phụ thuộc vào tiêu chuẩn đánh giá gradient để làm điều kiện dừng trong quá trình phát triển vùng nên chỉ phát hiện được những đường biên có gradient rõ ràng. Trong thực tế những giá trị gradient rời rạc bị giới hạn vì vậy hàm điều kiện dừng không bằng không trên biên ảnh. Khi ảnh bị nhiễu lớn việc dùng bộ lọc Gaussian làm mịn ảnh cũng gây ra việc làm mịn đường biên cho ra kết quả phân đoạn không chính xác.

Trong bài báo này áp dụng phương pháp phân đoạn ảnh dựa trên đường bao động khác không cần dùng hàm dừng nghĩa là không dùng gradient của ảnh để xử lý quá trình dừng khi phân đoạn. Điều kiện dừng áp dụng kỹ thuật phân đoạn được đề xuất bởi Mumford-Shah. Theo đó, phương pháp này có thể phát hiện đường biên ảnh với gradient hoặc không gradient, ví dụ như các đối tượng có đường biên mịn hoặc đường biên không liên tục. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả áp dụng phân đoạn các vùng trên ảnh OCT cột sống chuột. Đặc biệt là phương pháp phân đoạn tự động, thuận tiện cho việc xử lý nhiều ảnh cùng một lúc. Sau khi phân đoạn xong, dựa vào iso - surface mà cụ thể là thuật toán Marching Cubes [5]

để xây dựng ảnh 3 chiều từ dữ liệu ảnh cắt lớp hai chiều sau khi phân đoạn. Lưu đồ của giải pháp đề xuất được trình bày ở Hình 1.



Hình 1. Lưu đồ của phương pháp đề xuất

2. PHƯƠNG PHÁP PHÂN ĐOẠN DỰA TRÊN ĐƯỜNG BAO ĐỘNG

Cơ sở của phương pháp phân đoạn có một đường cong đặt bất kỳ vị trí nào trong ảnh, bắt đầu tìm kiếm khu vực của đối tượng bất kỳ mà không phụ thuộc vào đường biên đối tượng. Về cơ bản nó chia ảnh thành hai vùng, giải quyết vấn đề vách ngăn tối thiểu để tìm vách ngăn tốt nhất giữa bên trong và bên ngoài của đường cong, kết hợp kỹ thuật phân đoạn Mumford – Shah [6] và phương pháp level set [7] để tìm ranh giới của đối tượng.

Trường hợp vô hướng

Gọi Ω là tập con của R^2 , $\partial\Omega$ là đường biên. Ảnh $u_0: \Omega \rightarrow R$, đường cong từng phần $C(s)$. Trường hợp ảnh vô hướng thì để tìm biên của đối tượng thì ta tối thiểu hàm năng lượng sau [8]:

$$\begin{aligned}
 F(c^+, c^-, C) = & \mu.Length(C) \\
 & + \lambda^+ \int_{inside(C)} |u_0(x, y) - c^+|^2 dx dy \\
 & + \lambda^- \int_{outside(C)} |u_0(x, y) - c^-|^2 dx dy
 \end{aligned} \tag{1}$$

Trong đó C là đường cong ban đầu. c^+ , c^- là cường độ trung bình các điểm ảnh bên trong và bên ngoài đường cong C . $\mu > 0$, $\lambda^+ > 0$, $\lambda^- > 0$, là các tham số trọng lượng xác định thời gian phù hợp, có thể thay đổi. Khi μ lớn thì phát hiện các đối tượng lớn, μ nhỏ thì phát hiện các đối tượng nhỏ. Đường biên được phát hiện dựa vào hai vùng $u_0 \approx c^+$, $u_0 \approx c^-$ với cạnh đường cong C . Đường cong C là ranh giới của đối tượng, đối tượng là một trong hai khu vực c^+ hoặc c^- .

Chuyển động của đường cong được định nghĩa [8]:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = |\nabla \phi| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \\ \phi(0, x, y) = \phi_0(z(x, y)), t \in [0, \infty), (x, y) \in \mathbb{R}^2 \end{cases} \quad (2)$$

Trong đó ϕ là hàm thiết lập cấp độ, bằng phương trình tiến hóa đường cong này thì sự di chuyển của đường cong C dựa vào đường cong trung bình.

Hàm Heaviside được định nghĩa:

$$H(z) = \begin{cases} 1 & \text{if } z \geq 0 \\ 0 & \text{if } z < 0 \end{cases} \quad (3)$$

Hàm Direct delta được định nghĩa:

$$\delta(z) = \frac{d}{dz} H(z) \quad (4)$$

Từ (2), (3), (4) công thức (1) được viết lại:

$$\begin{aligned} F(c^+, c^-, \phi) &= \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| \\ &+ \lambda^+ \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c^+|^2 H(\phi(x, y)) dx dy \\ &+ \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c^-|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \end{aligned} \quad (5)$$

Với c^+ , c^- được định nghĩa theo ϕ như sau:

$$\begin{cases} c^+ = \text{average}(u_0) \text{ on } \phi \geq 0 \\ c^- = \text{average}(u_0) \text{ on } \phi < 0 \end{cases} \quad (6)$$

Đối với trường hợp ảnh có giá trị vector

Gọi $u_{0,i}$ là kênh thứ i của ảnh u_0 trên tập Ω , $i=1, \dots, N$. Đường cong tiến hóa C . Mỗi kênh chứa một số khác biệt của ảnh. Gọi $\bar{c}^+ = (c_1^+, \dots, c_N^+)$ và $\bar{c}^- = (c_1^-, \dots, c_N^-)$ là hai

vector không đổi chưa biết. Công thức (1) được viết lại như sau [9]:

$$\begin{aligned} F(\bar{c}^+, \bar{c}^-, \phi) &= \mu \cdot \text{Length}(C) \\ &+ \int_{\text{inside}(C)} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^+ |u_{0,i}(x, y) - c_i^+|^2 dx dy \\ &+ \int_{\text{outside}(C)} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^- |u_{0,i}(x, y) - c_i^-|^2 dx dy \end{aligned} \quad (7)$$

Tương tự như trường hợp vô hướng, xấp xỉ giá trị vector phụ thuộc vào c_i^+ , c_i^- và ranh giới đường cong C . Cân bằng năng lượng chiều dài của đường viền trong ảnh u_0 là trung bình trên tất cả các kênh. Mô hình phát hiện cạnh tại ít nhất là một kênh, không nhất thiết phải tất cả các kênh, sau đó kết hợp với cú pháp OR. Biểu thức (7) được viết lại:

$$\begin{aligned} F(\bar{c}^+, \bar{c}^-, \phi) &= \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| \\ &+ \int_{\Omega} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^+ |u_{0,i}(x, y) - c_i^+|^2 H(\phi(x, y)) dx dy \\ &+ \int_{\Omega} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^- |u_{0,i}(x, y) - c_i^-|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \end{aligned} \quad (8)$$

Trong đó $i = 1, \dots, N$, $\lambda_i^{+,-} = \lambda_1^{+,-}, \dots, \lambda_N^{+,-}$ là các tham số điều chỉnh độ nhạy của việc phát hiện đối tượng. μ là thông số giới hạn trọng lượng độ dài. $\bar{\lambda}$ là giới hạn trọng lượng sai số. Khi μ lớn và $\bar{\lambda}$ nhỏ thì thích hợp cho mô hình lọc nhiễu tần số cao, $\bar{\lambda}$ lớn thì thích hợp cho việc phát hiện đối tượng với chi tiết đẹp.

c_i^+ và c_i^- được tính theo Φ như sau:

$$c_i^+ = \frac{\int_{\Omega} u_{0,i}(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy}$$

(average($u_{0,i}$) on $\phi \geq 0$)

$$c_i^- = \frac{\int_{\Omega} u_{0,i}(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}$$

(average($u_{0,i}$) on $\phi < 0$)

Hàm heaviside và direct delta được định nghĩa lại như sau:

$$H_{1,\varepsilon}(z) = \begin{cases} 1 & \text{if } z > \varepsilon \\ 0 & \text{if } z < -\varepsilon \\ \frac{1}{2} \left[1 + \frac{z}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \sin\left(\frac{\pi z}{\varepsilon}\right) \right] & \text{if } |z| \leq \varepsilon \end{cases}$$

$$\delta_{1,\varepsilon}(z) = H'_{1,\varepsilon}(z)$$

$$H_{2,\varepsilon}(z) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{z}{\varepsilon}\right) \right],$$

$$\delta_{2,\varepsilon}(z) = H'_{2,\varepsilon}(z)$$

Hàm tối thiểu năng lượng F_ε được định nghĩa lại:

$$\begin{aligned} F_\varepsilon(\bar{c}^+, \bar{c}^-, \phi) &= \mu \varepsilon t_\Omega \delta_\varepsilon(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \\ &+ \varepsilon t_\Omega \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^+ |u_{0,i}(x, y) - c_i^+|^2 H(\phi(x, y)) dx dy \\ &+ \varepsilon t_\Omega \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^- |u_{0,i}(x, y) - c_i^-|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \end{aligned} \quad (9)$$

Giả sử \bar{c}^+, \bar{c}^- là các tham số không đổi, tối thiểu hàm F_ε với tham số ϕ . Theo Euler – Lagrange thì ϕ được tính như sau (các tham số hướng độ dốc theo thời gian):

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\varepsilon \left[\begin{aligned} &\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \\ &- \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^+ |u_{0,i}(x, y) - c_i^+|^2 \\ &+ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^- |u_{0,i}(x, y) - c_i^-|^2 \end{aligned} \right] \quad (10)$$

Điều kiện dừng trên biên:

$$\frac{\delta_\varepsilon(\phi)}{|\nabla \phi|} \frac{\partial \phi}{\partial \vec{n}} = 0$$

3. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

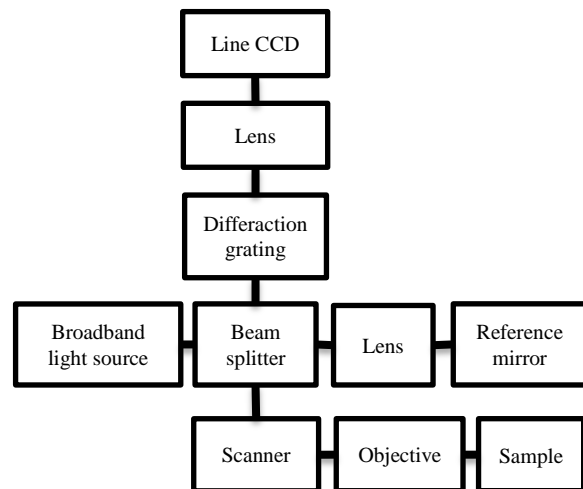
3.1. Chụp cắt lớp quang học

Với cấu trúc một máy OCT như hình 2, một hệ thống đèn phát ra ánh sáng có bước sóng trung tâm là 840nm và băng thông của phổ là 60nm. Ánh sáng đi vào bộ chia thành

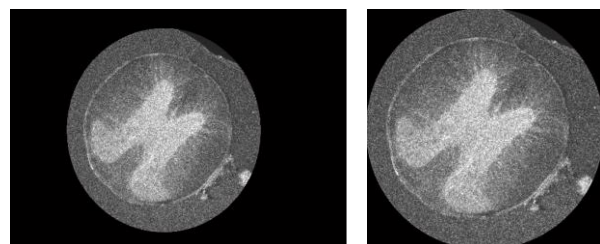
hai đường ánh sáng theo tỷ lệ 50:50, một đường ánh sáng đi vào mẫu, một đường ánh sáng đi vào bộ tham chiếu. Độ phân giải ngang của ánh sáng là 1.3μm, tín hiệu giao thoa được thu bởi một hệ thống bao gồm quang phổ kế, kính hội tụ và một bộ cảm biến quét dòng CCD (Charge Coupled - Device). Thông tin về độ sâu của ảnh được phân tích bằng cách biến đổi Fourier nhanh (FFT) tín hiệu thu được. Ảnh chụp cắt lớp 2 chiều và ảnh 3 chiều thu được bằng cách thêm bộ quét ngang hai chiều đường đi của ánh sáng vào mẫu. Độ nhạy của hệ thống là 92,8dB.

3.2. Thu nhận ảnh và thay đổi kích thước

Ảnh ban đầu kích thước lớn, là đối tượng cần phân đoạn nhỏ, để cho quá trình xử lý tính toán nhanh ta cắt bỏ đi những phần không cần thiết của ảnh. Ảnh sau khi cắt bỏ phần bên ngoài không mong muốn được kết quả như hình 3.



Hình 2. Cấu trúc máy OCT



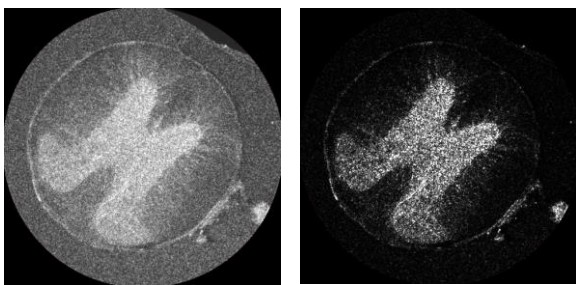
a) Ảnh ban đầu b) Ảnh sau khi cắt

Hình 3. Thay đổi kích thước ảnh

3.3. Tăng độ tương phản ảnh

Ảnh OCT là ảnh có độ phân giải lớn mà nhiều muối tiêu nhiễu, rất khó khăn tìm biên đối tượng trong quá trình phân đoạn. Vì thế ta phải thực hiện tăng cường độ tương phản ảnh để làm nổi bật đối tượng cần xử lý. Giả sử ảnh đầu vào A, ảnh ngõ ra B. Giá trị ngõ ra qua phép tăng cường ảnh có được qua công thức (11), Ảnh sau khi tăng cường có kết quả như hình 4.

$$B = ((A.*A).*A) / \max(\max(A.*A).*A) \quad (11)$$



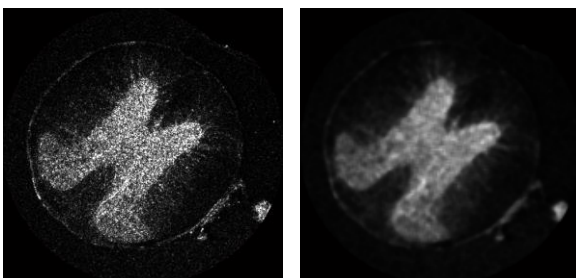
a) Ảnh ban đầu

b) Ảnh sau khi tăng độ tương phản

Hình 4. Tăng độ tương phản ảnh

3.4. Lọc nhiễu

Lọc ảnh cũng là một bước quan trọng trong quá trình xử lý ảnh, ảnh OCT nhiễu cực cao nên lọc để giảm nhiễu. Sử dụng bộ lọc trung vị với ưu điểm loại bỏ được nhiễu muối tiêu nhưng vẫn giữ được đường biên đối tượng. X_{tv} là giá trị điểm ảnh ngõ ra, n là số phần tử trong mặt nạ lọc. Bộ lọc trung vị được thể hiện qua công thức (12) với n lẻ và công thức (13) với n chẵn. Kết quả lọc ảnh thể hiện qua hình 5.



a) Ảnh ban đầu

b) Ảnh sau khi lọc nhiễu

Hình 5. Kết quả ảnh lọc nhiễu

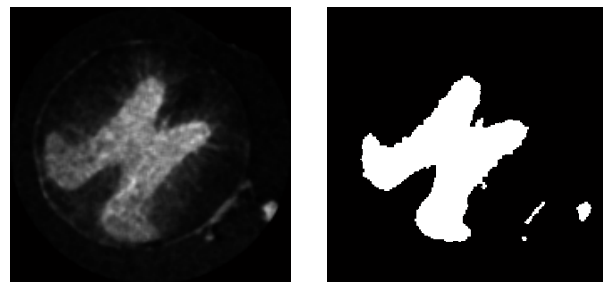
$$X_{tv} = X(n/2+1) \quad (12)$$

$$X_{tv} = (X(n/2) + X(n/2+1))/2 \quad (13)$$

Ảnh sau khi lọc thì những điểm ảnh nhiễu màu trắng được loại bỏ, ảnh mịn và trơn hơn.

3.5. Phân đoạn

Sau khi dùng phương pháp phân đoạn đường bao động thì được kết quả phân đoạn ban đầu như hình 6.



a) Ảnh ban đầu

b) Ảnh sau khi phân đoạn

Hình 6. Kết quả ảnh phân đoạn ban đầu

Đối tượng đã được trích xuất nhưng vẫn còn một số phần nhỏ bên ngoài nền, để loại bỏ những phần đó ta bắt đầu tìm diện tích của từng đối tượng sau đó giữ lại phần có diện tích lớn nhất, được kết quả như hình 7.



a) Ảnh ban đầu

b) Ảnh sau khi loại bỏ đối tượng nhỏ

Hình 7. Kết quả ảnh loại bỏ đối tượng không cần thiết

3.6. Xử lý hình thái

Xử lý hình thái học gồm phép giãn ảnh, phép co ảnh, phép mở ảnh, phép đóng ảnh. Mỗi phép xử lý đều có ưu nhược điểm riêng. Để loại bỏ các phần ở rìa của biên đối tượng

và làm cho biên được mịn hơn thì ta sử dụng phép mở ảnh. Giả sử ta có tập A là ảnh đầu vào, phần tử cấu trúc B (mặt nạ). Phép mở nhị phân của ảnh A với phần tử cấu trúc B thể hiện qua công thức (14).

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (14)$$

Kết quả phép mở ảnh trong hình 8.



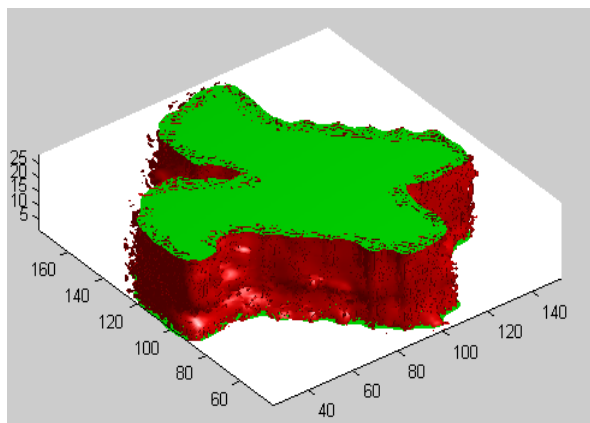
a) Ảnh ban đầu b) Ảnh sau khi thực hiện phép mở ảnh

Hình 8. Kết quả ảnh xử lý hình thái

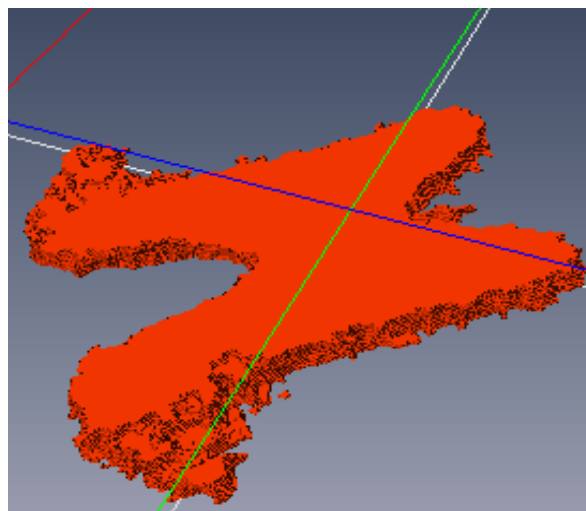
Kết quả cho thấy phần rìa bên ngoài được loại bỏ, đường biên được mịn hơn, hình dạng của đối tượng được giữ nguyên.

3.7. Xây dựng ảnh 3 chiều

Thuật toán xây dựng ảnh 3 chiều trong bài báo là dùng thuật toán marching cubes [5]. Thuật toán này thích hợp cho ảnh cắt lớp song song. Kết quả ảnh 3 chiều được thể hiện qua hình 9. Để đánh giá kết quả ta so sánh với phần mềm Amira. Amira là phần mềm xử lý ảnh y sinh dùng cho nghiên cứu. Kết quả xây dựng ảnh 3 chiều dùng phần mềm Amira được thể hiện qua hình 10.



Hình 9. Kết quả ảnh 3 chiều cột sóng chuột



Hình 10. Kết quả ảnh 3 chiều cột sóng chuột dùng chương trình Amira

Qua kết quả ảnh 3 chiều từ phần mềm Amira ta nhận thấy rằng kết quả không chính xác bằng phương pháp trong bài báo, vì phần mềm amira là phần mềm xử lý bằng tay nên khi xử lý 1 tập nhiều ảnh với cùng một giá trị sẽ không chính xác ở bước phân đoạn. Từ đó ảnh hưởng đến kết quả ảnh 3 chiều.

4. KẾT LUẬN

Phương pháp đề xuất đã phân đoạn được ảnh OCT, tái tạo được mô hình ảnh 3 chiều từ dữ liệu phân đoạn thu được. Phương pháp phân đoạn hoàn toàn tự động nên phân đoạn được nhiều ảnh cùng một lúc. Ngoài ra phương pháp này còn áp dụng được cho các loại ảnh có tỉ lệ pixel nhiều hạt và nhiễu muối tiêu lớn mà một số phương pháp phân đoạn khác không cho được kết quả chính xác. Việc tái tạo hình ảnh 3 chiều cũng cho độ chính xác tốt hơn khi so sánh với việc phân đoạn và tái tạo bằng những phần mềm thực hiện thủ công khác. Trong tương lai gần phương pháp này sẽ được cải tiến để áp dụng phân đoạn và tái tạo hình ảnh 3 chiều trên một số ảnh y học khác như ảnh MRI, CT... Thêm vào đó, nhóm tác giả sẽ cải tiến mô hình để được kết quả phân đoạn chính xác hơn nữa đối với ảnh có biên mờ, hạn chế sử dụng các bước xử lý hình thái có thể gây sai lệch mô hình gốc ban đầu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] D. Huang, E.A.Swanson, C. P. Lin et al. Optical coherence tomography. *Science*, vol. 254, no.5035, pp. 1178–1181, 1991.
- [2] Wolfgang Drexler. Ultrahigh - resolution ophthalmic optical coherence tomography. *Journal of Biomedical Optics*, vol. 9, no. 1, pp. 47-74, 2004..
- [3] Chenyang Xu and Jerry L. Prince. Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow. *IEEE transaction on image processing*, vol. 7, no. 3, 1998.
- [4] Michael Kass, Andrew Witkin and Demretri Terzopoulos. Snakes: Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*, pp. 321 – 331, 1988.
- [5] William E. Lorensen, Harvey E. Cline. Marching Cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm. *Computer Graphics*, Vol. 21, No. 4, 1987.
- [6] Mumford, D. and Shah, J.: Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Comm. on Pure and Applied Math.* Vol. 42, pp. 577–685, 1989.
- [7] S. Osher and J. A. Sethin. Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton– Jacobi formulation, *J. Comput. Phys*, pp. 12–49, 1988.
- [8] Tony F. Chan, B. Yezriev Sandberg and Luminita A. Vese. Active Contours without Edges. *IEEE Transactions on image processing*, vol. 10, no. 2, 2001.
- [9] Tony F. Chan, B. Yezriev Sandberg and Luminita A. Vese. Active Contours without Edges for Vector – Valued Images. *Journal of Visual Communication and Image Representation* 11, pp. 130 – 141, 2000.

Tác giả chịu trách nhiệm bài viết:

Lê Mỹ Hà

Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP.HCM

Email: halm@hcmute.edu.vn