

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC MỞ THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

BÁO CÁO TỔNG KẾT

ĐỀ TÀI NGHIÊN CỨU KHOA HỌC SINH VIÊN

**XÁC ĐỊNH PHÂN VÙNG ẢNH Y KHOA DỰA TRÊN
WAVELET THẾ HỆ MỚI.
(SEGMENTATION FOR MEDICAL IMAGE BASED
ON THE NEW GENERATION WAVELET DOMAIN)**

Mã số đề tài:...

TP Hồ Chí Minh, 03/2019

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC MỞ THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

BÁO CÁO TỔNG KẾT

ĐỀ TÀI NGHIÊN CỨU KHOA HỌC SINH VIÊN

**XÁC ĐỊNH PHÂN VÙNG ẢNH Y KHOA DỰA TRÊN
WAVELET THẾ HỆ MỚI
(SEGMENTATION FOR MEDICAL IMAGE BASED
ON THE NEW GENERATION WAVELET DOMAIN)**

Mã số đề tài:...

Chủ nhiệm đề tài: Lê Quang Đại Lộc

Các thành viên: Nguyễn Hùng Anh

Khoa: Công Nghệ Thông Tin

Người hướng dẫn: ThS. Võ Thị Hồng Tuyết

TP Hồ Chí Minh, 03/2019

THÔNG TIN KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU CỦA ĐỀ TÀI

1. Thông tin chung:

- Tên đề tài: Xác định phân vùng ảnh y khoa dựa trên wavelet thế hệ mới.
(Segmentation for medical image based on the new generation wavelet domain)
- Sinh viên thực hiện: Lê Quang Đại Lộc, Nguyễn Hùng Anh
- Lớp: DH16TH04 Khoa: Công Nghệ Thông Tin
- Năm thứ: 03 Số năm đào tạo: 04
- Người hướng dẫn: ThS. Võ Thị Hồng Tuyết

2. Mục tiêu đề tài:

- + Nghiên cứu thuật toán K-means cùng với thuật toán cuverlet để giải quyết bài toán phân vùng ảnh.
- + Rèn luyện cách tiếp cận và giải quyết vấn đề, nâng cao khả năng tự nghiên cứu tài liệu.

3. Tính mới và sáng tạo:

- + Khử nhiễu giúp nâng cao khả năng phân vùng ảnh của thuật toán K-means

4. Kết quả nghiên cứu:

- + Đã kết hợp được Cuverlet và thuật toán K-means để giải quyết bài toán phân vùng ảnh.

5. Đóng góp về mặt kinh tế - xã hội, giáo dục và đào tạo, an ninh, quốc phòng và khả năng áp dụng của đề tài:

- + Đóng góp khoa học: áp dụng được thuật toán K-means và thuật toán Cuverlet vào bài toán phân vùng ảnh.
- + Đóng góp xã hội: Đề tài nghiên cứu này có thể giúp phân chia hình ảnh y khoa thành nhiều phân đoạn có cùng thuộc tính, để đơn giản hóa, giúp hữu ích hơn trong việc phân tích các điểm khác biệt của người bệnh, giúp bác sĩ dễ phát hiện, chuẩn đoán bệnh cho bệnh nhân.

6. Công bố khoa học của sinh viên từ kết quả nghiên cứu của đề tài (*ghi rõ tên tạp chí nếu có*) hoặc nhận xét, đánh giá của cơ sở đã áp dụng các kết quả nghiên cứu (*nếu có*):

Ngày tháng năm

Sinh viên chịu trách nhiệm chính
thực hiện đề tài
(ký, họ và tên)

Nhận xét của người hướng dẫn về những đóng góp khoa học của sinh viên thực hiện đề tài (*phần này do người hướng dẫn ghi*):

Ngày tháng năm

Xác nhận của đơn vị
(ký tên và đóng dấu)

Người hướng dẫn
(ký, họ và tên)

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC MỞ
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

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

THÔNG TIN VỀ SINH VIÊN
CHỊU TRÁCH NHIỆM CHÍNH THỰC HIỆN ĐỀ TÀI

I. SƠ LƯỢC VỀ SINH VIÊN:

Họ và tên: Lê Quang Đại Lộc

Sinh ngày: 05 tháng 06 năm 1998

Nơi sinh: Đắk Lắk

Lớp: DH16TH04

Khóa: 2016

Khoa: Công Nghệ Thông Tin

Địa chỉ liên hệ: 501 Giải Phóng-tổ dân phố 1-thị trấn Phước An-huyện Krông Pắc, tỉnh Đắk Lắk

Điện thoại: 0358676563

Email: 1651012105loc@ou.edu.vn

II. QUÁ TRÌNH HỌC TẬP (kê khai thành tích của sinh viên từ năm thứ 1 đến năm đang học):

*** Năm thứ 1:**

Ngành học: Khoa học máy tính

Khoa: Công Nghệ Thông Tin

Kết quả xếp loại học tập: Khá

Sơ lược thành tích:

*** Năm thứ 2:**

Ngành học: Khoa học máy tính

Khoa: Công Nghệ Thông Tin

Kết quả xếp loại học tập: Khá

Sơ lược thành tích:

x6

Ngày tháng năm

Xác nhận của đơn vị

(ký tên và đóng dấu)

Sinh viên chịu trách nhiệm chính

thực hiện đề tài

(ký, họ và tên)

LỜI MỞ ĐẦU

Với sự phát triển của nhịp sống hiện đại ngày nay, vấn đề bảo mật an ninh của con người ngày càng được quan tâm nhiều hơn. Các hệ thống nhận dạng con người, đồ vật,... được ra đời và phát triển với độ tin cậy ngày càng cao. Và sinh trắc học là một trong số những lĩnh vực được nhiều nhà nghiên cứu phát triển với các công nghệ như: nhận dạng khuôn mặt, mống mắt, vân tay... Trong đó nhận dạng khuôn mặt được nhiều người quan tâm nhất.

Hưởng ứng hoạt động “Sinh viên nghiên cứu khoa học” do trường Đại học Mở Thành phố Hồ Chí Minh tổ chức, cũng như mong muốn mang lại một ứng dụng công nghệ phục vụ cho cuộc sống. Em quyết định thực hiện nghiên cứu đề tài “**Xác định phân vùng ảnh y khoa dựa trên wavelet thế hệ mới. (Segmentation for medical image based on the new generation wavelet domain)**”. Với mục đích tìm hiểu thêm về lĩnh vực phân đoạn ảnh (image segmentation) và nâng cao trình độ kiến thức của bản thân.

Em mong rằng đề tài nghiên cứu của mình sẽ nhận được sự quan tâm và đánh giá của quý thầy, cô. Trong quá trình nghiên cứu thực hiện đề tài em không tránh khỏi những sai sót mong quý thầy cô thông cảm và đóng góp ý kiến để em hoàn thiện hơn trong việc phát triển đề tài.

Em xin gửi lời cảm ơn đến BCH Khoa Công Nghệ Thông Tin trường Đại học Mở Thành phố Hồ Chí Minh đã tạo cơ hội cho em được phát triển niềm đam mê nghiên cứu khoa học của mình. Bên cạnh đó em xin cảm ơn đến cô Võ Thị Hồng Tuyết đã hướng dẫn và giúp em hoàn thành đề tài nghiên cứu này.

Em xin chân thành cảm ơn!

MỤC LỤC

CHƯƠNG 1 : GIỚI THIỆU	1
1.1 Giới thiệu đề tài	1
1.2 Mục tiêu và phương pháp nghiên cứu	1
1.2.1 Mục tiêu nghiên cứu	1
1.2.2 Phương pháp nghiên cứu	2
1.3 Đối tượng và phạm vi nghiên cứu	2
1.3.1 Đối tượng nghiên cứu	2
1.3.2 Phạm vi nghiên cứu	2
1.4 Bố cục bài báo cáo	2
CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT	4
2.1 Khái niệm	4
2.1.1 Phân vùng ảnh - image segmentation	4
2.1.2 Một số số phương pháp phân vùng:	4
2.2 Tình hình nghiên cứu	5
2.3 Một số ưu và khuyết điểm tồn tại của đề bài	8
2.3.1 Ưu điểm	8
2.3.2 Khuyết điểm	8
CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT.....	10
3.1 Phương pháp đề xuất cụ thể	10
3.1.1 Phương pháp Curvelet	11
3.1.2 Thuật toán Bayesian.....	13
3.1.3 Thuật toán K-means.....	16
3.1.4 Active Contour Model (Snakes).....	20
3.2 Phương pháp đánh giá	22
3.3 Kết quả.....	22
CHƯƠNG 4: KẾT LUẬN	31
4.1 Kết quả đạt được của nghiên cứu	31
4.2 Ưu và khuyết điểm của pp đề xuất	31
4.3 Đề xuất cho tương lai	31
TÀI LIỆU THAM KHẢO:	32

DANH MỤC HÌNH ẢNH

Hình 2. 1 Ảnh trước và sau khi thực hiện phương pháp phân đoạn.....	4
Hình 3. 1 Mô hình khái quát bài toán	10
Hình 3. 2 Sau khi chạy phép biến đổi curvelet + bayesian.....	10
Hình 3. 3 Ảnh sau khi được khử nhiễu và thực hiện K-measn	11
Hình 3. 4 Ảnh sau khi thực hiện phương pháp active contour model.....	11
Hình 3. 5 Mô hình phép biến đổi Curvelet	12
Hình 3. 6 Ví dụ thuật toán K-measn[10].....	17
Hình 3. 7 Ví dụ thuật toán K-measn[10].....	18
Hình 3. 8 Ví dụ thuật toán K-measn[10].....	19
Hình 3. 9 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng strong object	23
Hình 3. 10 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng strong object	24
Hình 3. 11 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object.....	25
Hình 3. 12 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object.....	26
Hình 3. 13 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object.....	27
Hình 3. 14 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object.....	28
Hình 3. 15 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object.....	29
Hình 3. 16 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object.....	29

BẢNG BIỂU

Bảng 3. 1 Thuộc tính các đối tượng thuộc	16
Bảng 3. 2 Các đối tượng sau khi chạy K-mean và gán vào cái group.....	20

DANH MỤC THUẬT NGỮ TIẾNG ANH VÀ TỪ VIẾT TẮT

Từ cái viết tắt/ ký hiệu – từ tiếng Anh	Từ đầy đủ/ Nghĩa
Subband	Bản con
Pixel	Điểm ảnh.
Methods based on texture features	Phương pháp dựa trên các tính năng kết cấu
Strong object	Đối tượng mạnh
Weak object	Đối tượng yếu
Jaccard	Hệ số tương tự cho phân đoạn hình ảnh
PDF	Probability density function
Anisotropy	Dị hướng
Scale	Tỉ lệ
nonsubsampled contourlet	Đường viền không được phép
Gaussian	Hàm toán học đường cong
Square	Ô vuông
Digital realization	Thực hiện kỹ thuật số
NSCT	Nonsubsampled contourlet transform
DWT	Discrete Wavelet Transform

CHƯƠNG 1 : GIỚI THIỆU

1.1 Giới thiệu đề tài

Hình ảnh y khoa có tầm quan trọng rất lớn đến ngành y tế giúp hỗ trợ trong các quyết định chuẩn đoán và điều trị bệnh của các y bác sĩ. Đồng thời, hình ảnh y khoa cũng được sử dụng với mục đích giúp các chuyên gia y tế biết được những hiện trạng, cấu trúc bên trong cơ thể người bằng các hình ảnh siêu âm (X-ray, UltraSound), hình ảnh cắt lớp (M-ray). Một biến đổi nhỏ trong cơ thể người như phình to, giãn nở hay thu hẹp đều là một triệu chứng của bệnh. Vì vậy, vấn đề xác định phạm vi của từng đối tượng trong một bức ảnh y khoa là điều cấp thiết.

Phân vùng/phân đoạn ảnh là xác định vị trí các đối tượng, đường biên (đường thẳng, cong,...) trong bức ảnh. Hay nói cách khác phân vùng ảnh là một quá trình gán nhãn (assigning a label) cho một khu vực điểm ảnh trong một bức ảnh. Các điểm ảnh trong cùng một nhãn sẽ có những đặc tính giống nhau về màu sắc, cường độ hay kết cấu của ảnh.

Dựa vào kết quả phân vùng ảnh nên hình ảnh sẽ được chia thành nhiều khu vực có cùng thuộc tính. Nói một cách đơn giản thì kết quả này giúp ích hơn trong việc phân tích các điểm khác biệt của người bệnh, giúp bác sĩ dễ phát hiện, chuẩn đoán bệnh cho bệnh nhân. Tuy nhiên vẫn còn những bất cập và khó khăn. Phân đoạn tự động các hình ảnh y tế là một nhiệm vụ khó khăn vì hình ảnh y tế rất phức tạp và hiếm khi có bất kỳ tính năng tuyến tính đơn giản nào. Hơn nữa, kết quả phân đoạn bị ảnh hưởng khá nhiều do sự chênh lệch mức độ xám không cao. Nói một cách đơn giản, các mô mềm trong cơ thể khi được lưu trữ dưới dạng ảnh sẽ có cường độ xám khá đồng đều dẫn đến phạm vi của từng bộ phận khó xác định. Chưa kể đến vấn đề nếu xử lý ảnh màu hay ảnh có tác động của ánh sáng thì vô cùng phức tạp. Chính những điều này đã thôi thúc nhóm nghiên cứu thực hiện đề tài “**Xác định phân vùng ảnh y khoa dựa trên wavelet thể hệ mới**”.

Trong đề tài này, nhóm tác giả sẽ thực hiện việc tìm hiểu cấu trúc lưu trữ của ảnh y khoa, những đặc trưng của quá trình phân đoạn ảnh. Dựa trên những phương pháp đã được sử dụng trước đây, đề tài sẽ đề xuất một phương pháp cụ thể để phân vùng ảnh y khoa phù hợp.

1.2 Mục tiêu và phương pháp nghiên cứu

1.2.1 Mục tiêu nghiên cứu

Đề tài được thực hiện với mục tiêu là tìm hiểu phương pháp phân vùng ảnh y khoa, hiểu được tầm quan trọng của ảnh y khoa trong ngành y tế, áp dụng được phép biến đổi Wavelet trong việc phân vùng ảnh y khoa. Đề tài nghiên cứu về phương pháp dựa trên các tính năng kết cấu (Methods based on texture features).

1.2.2 Phương pháp nghiên cứu

Đề tài nghiên cứu dựa trên ứng dụng phép biến đổi wavelet trong xử lý ảnh để triển khai ý tưởng:

- Tìm hiểu các phương pháp xác định phân vùng ảnh sử dụng phương pháp phân tích, tổng hợp, so sánh.
- Tìm hiểu cấu trúc ảnh y khoa sử dụng phương pháp phân tích, thống kê, so sánh.
- Tìm hiểu các phương pháp xác định biên cạnh ảnh y khoa hiện nay đang áp dụng sử dụng phương pháp tổng hợp, so sánh, phân tích, mô tả.
- Tìm hiểu các wavelet thế hệ mới trong xử lý phân vùng sử dụng phương pháp phân tích, so sánh.
- Đề xuất và xây dựng phương pháp để xác định phân vùng ảnh y khoa sử dụng phương pháp khảo sát, định tính, mô tả, thống kê.
- So sánh kết quả phương pháp đề xuất với các phương pháp khác sử dụng phương pháp tổng hợp, so sánh, thống kê, mô tả.

Thông qua những phương pháp nghiên cứu, ta có thể làm rõ những ý tưởng, tầm quan trọng của phép biến đổi Wavelet trong công cuộc phân vùng ảnh y khoa.

Phương pháp đánh giá định lượng :

- So sánh số giá trị Jaccard của phương pháp đề xuất với các một số phương pháp phân đoạn khác.

1.3 Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

1.3.1 Đối tượng nghiên cứu

Với đối tượng nghiên cứu là phân đoạn ảnh y khoa xám, vuông (512 x 512, 256 x 256).

1.3.2 Phạm vi nghiên cứu

Ảnh y khoa xám, vuông (512 x 512, 256 x 256) với đối tượng mạnh mẽ (strong object) và đối tượng yếu (weak object).

1.4 Bố cục bài báo cáo

Bố cục gồm 4 chương:

Chương 1: Giới thiệu

- Giới thiệu khái quát nội dung đề tài nghiên cứu tập trung và giai đoạn phân vùng ảnh y khoa, hiểu rõ được tầm quan trọng của giai đoạn phân vùng trong ngành y.
- Mục tiêu nghiên cứu của đề tài giúp củng cố kiến thức về phân vùng áp dụng phương pháp phân vùng ảnh với phép biến đổi wavelet

Chương 2: Cơ sở lý thuyết

- Khái niệm phân vùng ảnh, các phương pháp phân vùng ảnh như: phân vùng theo ngưỡng biên độ, phân vùng theo miền đồng nhất,...
- Tình hình nghiên cứu và một số phương pháp phân vùng ảnh trong và ngoài nước như phương pháp Otsu, phương pháp dựa trên tiến hóa hiệu quả để phân đoạn hình ảnh, Phân đoạn hình ảnh lá dựa trên sự kết hợp của biến đổi Wavelet và phân cụm K-Means.
- Những ưu điểm của các phương pháp, và những khuyết điểm còn tồn tại.

Chương 3: Phương pháp đề xuất

- Nội dung kết hợp phương pháp Curvelet và K-means, sau khi chạy thuật toán khử nhiễu của curvelet, bức ảnh sẽ được chia thành nhiều băng con sau đó nhờ thuật toán bayesian để làm mịn lại bức ảnh. Cuối cùng áp dụng thuật toán K-means để phân vùng ảnh. Trình bày khái quát nội dung về phép biến đổi Curvelet, phương pháp bayesian, và thuật toán K-means.
- Đánh giá kết quả của của phương pháp trên với các phương pháp đã có khác như Otsu, K-means bằng cách so sánh giá trị Jaccard giữa phương pháp của ta với những phương pháp có trước đó.

Chương 4: Kết luận

- Tìm được phương pháp mới hơn từ phương pháp cũ, những ưu điểm của phương pháp mới và những khuyết điểm chưa giải quyết được của phương pháp này, đề xuất một số giải pháp nhằm nâng cao hiệu quả và chất lượng của phương pháp này.

CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1 Khái niệm

2.1.1 Phân vùng ảnh - image segmentation

Phân vùng ảnh[1] là một bước then chốt trong xử lý ảnh. Giai đoạn này nhằm phân tích ảnh thành những thành phần có cùng tính chất dựa theo biên hay các vùng liên thông. Tiêu chuẩn để xác định các vùng liên thông có thể là mức xám, cùng màu hay độ nhám...

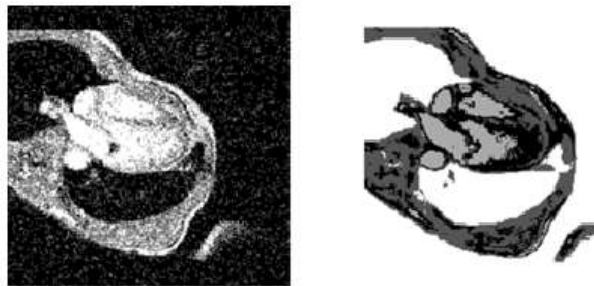
- Vùng ảnh (Region): là tập hợp các điểm ảnh có chung các thuộc tính thuộc về một đối tượng nào đó.
- Phân vùng ảnh (Image Segmentation): là quá trình phân hoạch tập các điểm ảnh của X thành các tập con R_i (hay một vùng ảnh) thỏa mãn các điều kiện sau:

$$+ R_i \neq \emptyset$$

$$+ R_i \cap R_j = \emptyset \quad (i \neq j, \forall i, j)$$

$$+ \cup R_i = X, \forall i$$

R_i : bao gồm các pixel có chung các thuộc tính nào đó.



Hình 2. 1 Ảnh trước và sau khi thực hiện phương pháp phân đoạn.

2.1.2 Một số số phương pháp phân vùng:

+ Phân vùng ảnh theo ngưỡng biên độ:

Đặc tính đơn giản nhất và có thể hữu ích nhất của ảnh đó là biên độ của các tính chất vật lý của ảnh như: độ phản xạ, độ truyền sáng, màu sắc hoặc đáp ứng đa phổ. Thí dụ trong ảnh X-quang, biên độ mức xám biểu diễn đặc tính bão hòa của các phần hấp thụ của cơ thể và làm cho ta có khả năng phân biệt xương với các phần mềm, tế bào lành với các tế bào bị nhiễm bệnh,...

Như vậy, có thể dùng ngưỡng biên độ để phân vùng khi mà biên độ đủ lớn đặc trưng cho ảnh. Thí dụ biên độ trong bộ cảm biến ảnh hồng ngoại có thể phản ánh

vùng nhiệt độ thấp hay vùng có nhiệt độ cao. 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 bước rất quan trọng. Người ta thường tiến hành theo các bước chung sau:

- Xem xét lược đồ xám của ảnh để xác định các đỉnh và các khe. Nếu ảnh có dạng rần lộn (nhiều đỉnh và khe), các khe có thể sử dụng để chọn ngưỡng.
- Chọn ngưỡng t sao cho một phần xác định trước n của toàn bộ số mẫu là thấp hơn t .
- Điều chỉnh ngưỡng dựa trên xem xét lược đồ xám của các điểm lân cận.
- Chọn ngưỡng như xem xét lược đồ xám của những điểm thỏa tiêu chuẩn chọn. Thí dụ với ảnh có độ tương phản thấp, lược đồ của những điểm có biên độ Laplace $g(m,n)$ lớn hơn giá trị t định trước (sao cho từ 5% đến 10% số điểm ảnh với gradient lớn nhất sẽ coi như biên) sẽ cho phép xác định các đặc tính ảnh hưởng tốt đến ảnh gốc.
- Khi có một mô hình phân lớp xác suất, việc xác định ngưỡng dựa vào tiêu chuẩn nhằm cực tiểu xác suất của sai số hoặc một số tính chất khác theo luật Bayes.

+ Phân vùng ảnh theo miền đồng nhất:

Kỹ thuật phân vùng ảnh thành các miền đồng nhất dựa vào các tính chất quan trọng nào đó của miền. Việc lựa chọn các tính chất của miền sẽ xác định tiêu chuẩn phân vùng. Ở đây cũng cần phải xác định rõ tính chất của một miền của ảnh vì đó là điểm chủ yếu xác định tính hiệu quả của việc phân vùng. Các tiêu chuẩn hạt được dùng là sự thuần nhất về mức xám, màu sắc đối với ảnh màu kết cấu sợi và chuyển động.

2.2 Tình hình nghiên cứu

Ngày nay, hình ảnh là một trong những công cụ phổ biến giúp các y bác sĩ sử dụng để chuẩn đoán các loại bệnh cho bệnh nhân. Tuy nhiên, chất lượng của chúng bị giảm vì nhiều lý do khách quan khác nhau. Các vùng của bức ảnh được phân định một cách rõ ràng là vấn đề được quan tâm trong thời gian gần đây. Quá trình phân vùng ảnh giúp phân vùng các khu vực trong bức ảnh. Trong những năm gần đây, các tác giả đã đề xuất nhiều phương pháp để phân vùng khác nhau như phương pháp Otsu[2]. Thuật toán

phân ngưỡng Otsu được tác giả Nobuyuki Otsu giới thiệu năm 1979. Phương pháp phân ngưỡng Otsu dựa trên biểu đồ histogram. Trước tiên, tác giả xét biểu đồ histogram chuẩn hóa dựa trên hàm mật độ (PDF – Probability density function) theo công thức (10):

$$Pr(r_q) = \frac{n_q}{n} \quad q = 0, 1, 2, \dots, L - 1 \quad (10)$$

trong đó: n - tổng số pixel trên ảnh

n_q - tổng số pixel có mức độ xám

L - tổng số ngưỡng độ xám trên ảnh

Giả sử có ngưỡng k được chọn sao cho C_0 là tập hợp các pixel có ngưỡng từ $[0, 1, \dots, k-1]$ và C_1 là tập hợp các pixel có ngưỡng từ $[k, k+1, \dots, L-1]$. Phương pháp Otsu lựa chọn ngưỡng k sao cho độ lệch chuẩn σ_B^2 giữa các lớp là lớn nhất. Độ lệch chuẩn σ_B^2 được xác định theo công thức (11):

$$\sigma_B^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2 \quad (11)$$

Trong đó:

$$\omega_0 = \sum_{q=0}^{k-1} p_q(r_q) \quad \omega_1 = \sum_{q=k}^{L-1} p_q(r_q)$$

$$\mu_0 = \sum_{q=0}^{k-1} qp_q(r_q) / \omega_0$$

$$\mu_1 = \sum_{q=k}^{L-1} qp_q(r_q) / \omega_1 ; \mu_T = \sum_{q=0}^{L-1} qp_q(r_q)$$

phương pháp dựa trên tiến hóa hiệu quả để phân đoạn hình ảnh (An Efficient Evolutionary Based Method For Image Segmentation - Roohollah Aslanzadeh - Kazem Qazanfari - Mohammad Rahmati)[3]. Phương pháp này bắt đầu bằng cách mô tả và giới thiệu một mô hình lấy cảm hứng từ hành vi của con người. Dựa trên mô hình này, một quy trình bốn lớp để phân đoạn hình ảnh được đề xuất sử dụng phương pháp phân tách / hợp nhất. Trong lớp đầu tiên, một hình ảnh được chia thành nhiều vùng bằng thuật toán đầu nguồn. Trong lớp thứ hai, một quá trình đồng tiến hóa được áp dụng để hình thành các trung tâm của các phân đoạn chung kết bằng cách hợp nhất các khu vực chính tương tự. Trong lớp thứ ba, một quá trình heuristic meta sử dụng hai toán tử để kết nối các vùng dư với các trung tâm xác định tương ứng của chúng. Trong lớp cuối cùng, một thuật toán tiến hóa được sử dụng để kết hợp các vùng tương tự và vùng lân cận. Các lớp khác nhau của thuật toán là hoàn toàn độc lập, do đó, đối với các ứng

dụng nhất định, một lớp cụ thể có thể được thay đổi mà không bị ràng buộc thay đổi các lớp khác. Một số tính chất của thuật toán này như tính linh hoạt của phương pháp, khả năng sử dụng các vectơ tính năng khác nhau để phân đoạn (thang độ xám, màu sắc, kết cấu, v.v.), khả năng kiểm soát tính đồng nhất và số lượng phân đoạn cuối sử dụng các tham số miễn phí. Đồng thời vẫn phải duy trì các vùng nhỏ, làm cho nó có thể áp dụng thuật toán cho các ứng dụng khác nhau. Hơn nữa, sự độc lập của từng khu vực từ các khu vực khác trong lớp thứ hai và sự độc lập của các trung tâm trong lớp thứ ba, khiến cho việc thực hiện song song là có thể và kết quả là tốc độ thuật toán sẽ tăng lên. Thuật toán được trình bày đã được thử nghiệm trên bộ dữ liệu tiêu chuẩn (BSDS 300) của hình ảnh và ranh giới khu vực được so sánh với các đường viền phân đoạn của những người khác nhau. Kết quả cho thấy hiệu quả của thuật toán và cải tiến của nó đối với các phương pháp tương tự. Phương pháp phân đoạn hình ảnh lá dựa trên sự kết hợp của biến đổi Wavelet và phân cụm K-Means. Tuy nhiên để nâng cao khả năng phân vùng ảnh thì chất lượng ảnh đầu vào cũng tác động rất lớn đến việc phân vùng ảnh, vì vậy cần đến phương pháp giúp cải thiện bức ảnh như phương pháp wavelet thể hệ mới. Object Contour in Low Quality Medical Images in Curvelet Domain [4]. Hình ảnh y tế có chứa một hoặc nhiều đối tượng. Chúng có các pixel bị mờ hoặc mờ hoặc cả hai và được gọi là đối tượng yếu. Một khái niệm về các đối tượng mạnh và yếu trong đường viền được định nghĩa trong [5]. Do đó, chất lượng thấp là thách thức lớn cho việc phát hiện đường viền đối tượng. Trong những năm gần đây, việc áp dụng ngưỡng curvelet trong hình ảnh y tế là rất mạnh mẽ như khử nhiễu, phát hiện và phân đoạn. Tuy nhiên, việc xử lý thời gian để sử dụng các hệ số curvelet là rất cao. Tuy nhiên, thời gian chậm có thể được chấp nhận trong y học miễn là kết quả tốt. Tuy nhiên, thời gian có thể nhỏ hơn, cuộc sống có thể dài hơn. Với vấn đề này, phương pháp lagrangian tăng cường [6] là một giải pháp tốt. Dựa trên kiến thức trước đó, chúng tôi sử dụng phương pháp lagrangian tăng cường (ALM) và răn aff-affine để phát hiện ranh giới của hình ảnh y tế. Tuy nhiên, chúng tôi sử dụng miền không gian, miền curvelet, thay vì miền tần số. Những đóng góp của bài nghiên cứu[4] là: 1) để thiết kế ngưỡng thích ứng miền curvelet có thẩm quyền, có khả năng tăng chất lượng hình ảnh y tế. 2) Mô hình đường viền tích cực được giải thích. 3) Các tác giả đã đề xuất một phương pháp mới cho đường viền đối tượng trong hình ảnh y tế chất lượng thấp trong miền curvelet. Sau khi hiểu được tầm quan trọng của phép biến đổi curvelet thì cũng có rất nhiều công trình

nghiên cứu áp dụng nó với phân vùng ảnh để nâng cao được chất lượng hình ảnh. [7] (Leaf Image Segmentation Based On the Combination of Phép biến đổi Wavelet and K-Means Clustering - N.Valliamma, Dr.S.N.Geethalakshmi) phương pháp này tập trung vào biến đổi Wavelet rời rạc (DWT) liên quan đến K-means là phân cụm để phân đoạn hình ảnh lá cây hiệu quả. Phân đoạn là một nhiệm vụ tiền xử lý cơ bản trong nhiều ứng dụng xử lý ảnh và cần thiết để tách lá cây khỏi nền. Xác định vị trí và phân đoạn thực vật từ nền theo cách tự động là một thách thức phổ biến trong phân tích hình ảnh thực vật. Phân đoạn hình ảnh thường được sử dụng để định vị các đối tượng và ranh giới (đường, đường cong, v.v.) trong hình ảnh. Phân đoạn hình ảnh là một nhiệm vụ cơ bản trong tầm nhìn đồ họa máy tính nông nghiệp. Mặc dù nhiều phương pháp được đề xuất, vẫn khó phân đoạn chính xác một hình ảnh tùy ý bằng một phương pháp cụ thể. Trong những năm gần đây, ngày càng có nhiều sự chú ý để kết hợp các thuật toán và thông tin phân đoạn từ nhiều không gian tính năng (ví dụ: màu sắc, kết cấu và mẫu) để cải thiện kết quả phân đoạn. Hiệu suất của phân đoạn được phân tích bởi Jaccard, xúc xắc, biến thể, biến thể của chỉ số và phương pháp lỗi nhất quán toàn cầu. Phương pháp đề xuất được xác minh với cơ sở dữ liệu lá cây thời gian thực. Kết quả của phương pháp đề xuất cho phép hội tụ tốt hơn khi so sánh với phương pháp phân khúc hiện có.

2.3 Một số ưu và khuyết điểm tồn tại của đề bài

2.3.1 Ưu điểm

- Đơn giản dễ hiểu tương đối hiệu quả.
- Các đối tượng tự động gán vào các nhóm. Đầu tiên thì tất cả các đối tượng đều được gán vào các nhóm bất kì, sau khi chạy thuật toán và nhiều lần lặp thì các đối tượng sẽ được gán vào các nhóm phù hợp.
- Thường đạt được tối ưu cục bộ.

2.3.2 Khuyết điểm

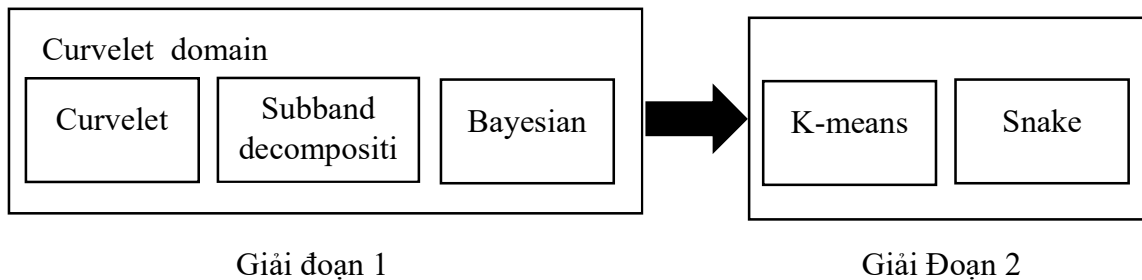
- Cần xác định số nhóm K trước. Trên thực tế chúng ta không thể biết được bức ảnh của chúng ta có bao nhiêu nhóm vì vậy rất khó để xác định được giá trị K một cách chính xác
- Phụ thuộc vào việc chọn các nhóm đầu tiên. Tùy thuộc vào việc chọn các tâm cụm đầu tiên làm cho bài toán của chúng ta có thể lặp lại rất nhiều lần và đưa ra kết quả không khớp nhau.

- Gặp vấn đề với các nhóm có kích thước mật độ khác nhau hoặc hình dáng không phải là hình cầu.
- Nhạy cảm với các đối tượng nhiễu, cá biệt. Tất cả đối tượng đề phải gán vào vào các nhóm. Trong trường hợp này nếu bức ảnh có những đối tượng nhiễu và cá biệt cũng phải được gán vào một nhóm nào đó làm bức ảnh không còn được chính xác.

CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

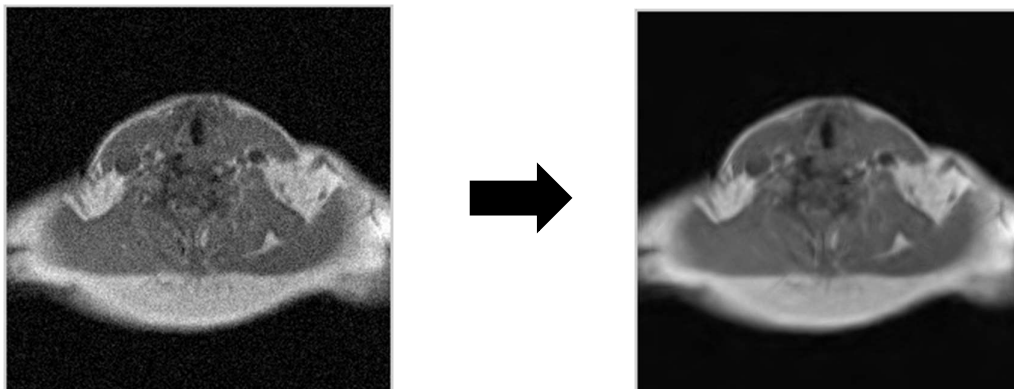
3.1 Phương pháp đề xuất cụ thể

Dựa trên những kết quả khả quan từ các phương pháp biến đổi wavelet trong nhiều bài nghiên cứu trước đây, vì vậy phương pháp biến đổi trong miền Curvelet được áp dụng vào bài toán giúp hỗ trợ phương pháp K-means thực hiện đưa ra kết quả tốt hơn.



Hình 3. 1 Mô hình khái quát bài toán

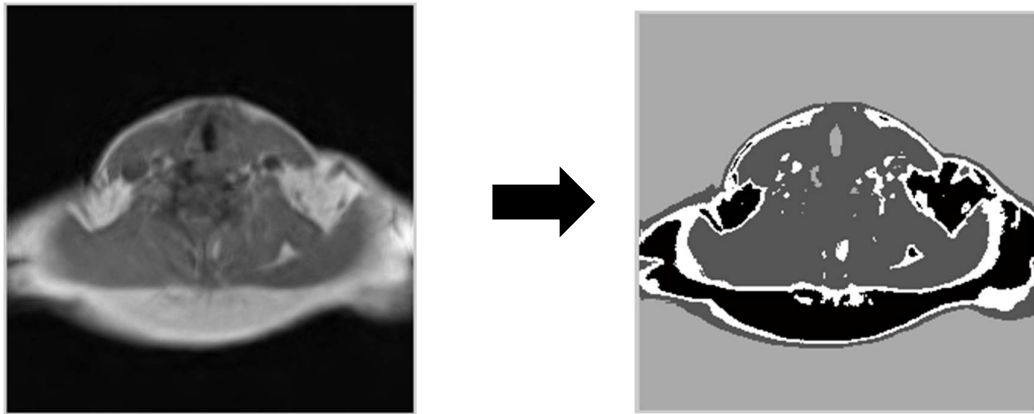
Giai đoạn 1: Đầu vào có thể là một bức ảnh bị nhiễu, nhờ phép biến đổi Curvelet chia bức ảnh ra thành 4 subbands con gồm băng cao và thấp, mỗi subband sẽ được làm mịn và được xử lý bởi phép biến đổi ridgelet bằng cách phân rã và tái tạo, làm mịn các thành phần của ảnh, giúp khử nhiễu bức ảnh, sau đó tiếp tục phân chia bức ảnh thành 4 subbands và thực hiện bayesian.



Hình 3. 2 Sau khi chạy phép biến đổi curvelet + bayesian

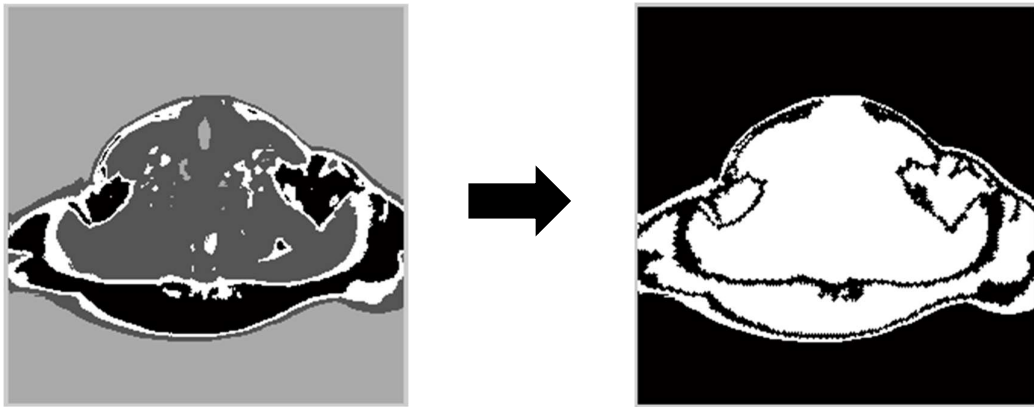
Giai đoạn 2:

- Sau khi bức ảnh khử nhiễu với subband là 4. Vậy nên thực hiện thuật toán K-means với số lượng cluster = 4 và bắt đầu segmentation.



Hình 3. 3 Ảnh sau khi được khử nhiễu và thực hiện K-means

- Cuối cùng sử dụng active contour model để tách đối tượng ra khỏi nền

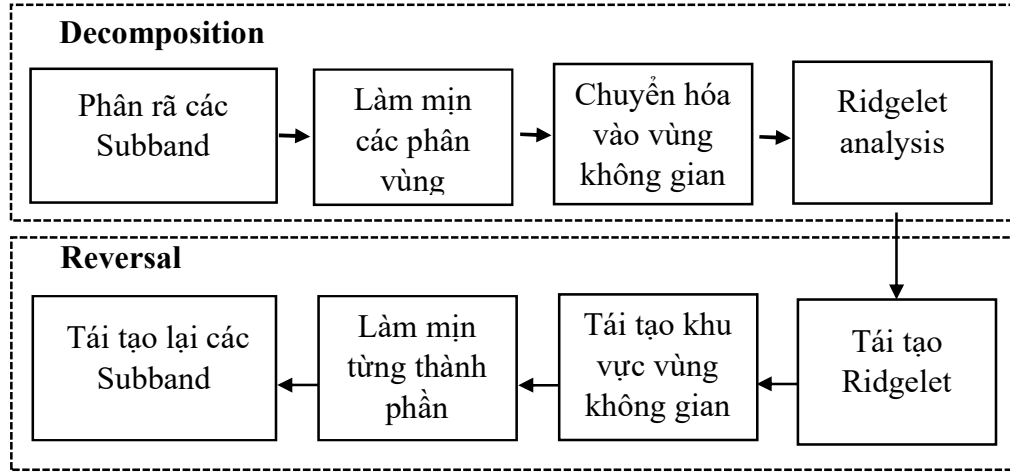


Hình 3. 4 Ảnh sau khi thực hiện phương pháp active contour model

3.1.1 Phương pháp Curvelet

Sơ lược về thuật toán Curvelet:

Phép biến đổi Curvelet[8] là phiên bản cải tiến xây dựng dựa trên phép biến đổi Wavelet được sử dụng phổ biến trong giảm nhiễu ảnh. Bên cạnh việc giảm nhiễu bức ảnh, phương pháp biến đổi này còn giúp làm mịn bức ảnh. Vì xây dựng dựa trên phép biến đổi Wavelet nên curvelet cũng có thể dịch chuyển và thay đổi. Nhưng trong bước đầu phân rã các subband, các đường cong sẽ được hiển thị với chiều rộng bằng chiều dài bình phương. Sau đó phép biến đổi ridgelet cục bộ sẽ được áp dụng lên các pixel của những subband. Mặc dù ridgelets có thuộc tính toàn cục về chiều dài và chiều rộng, nhưng nó lại có giá trị tính toán không đẳng hướng (anisotropy). Quá trình căn bản của digital realization cho phép biến đổi Wavelet được giải thích khá rõ trong (*D.L. Donoho and M. R. Duncan, 2000*) . Quá trình curvelet được tóm tắt như hình bên dưới này:



Hình 3. 5 Mô hình phép biến đổi Curvelet

Giai đoạn 1 phân rã bức ảnh, quá trình này gồm 4 bước nhỏ. Đầu tiên, bức ảnh sẽ được phân ra thành nhiều subbands con, gồm băng thấp và băng cao. Các subbands :

$$f \rightarrow (P_0 f, \Delta_1 f, \Delta_2 f, \dots) \quad (5)$$

Trong đó : P_0 là bộ lọc băng thấp , $\Delta_1, \Delta_2, \dots$ là bộ lọc băng cao.

Sau quá trình phân rã các subbands, ảnh đầu vào được đưa vào miền không gian của phép biến đổi curvelet bằng phép biến đổi db2, phép biến đổi db2 là các bước sóng Daubechies , dựa trên công trình của Ingrid Daubechies, là một họ của các bước sóng trực giao xác định một phép biến đổi sóng con rời rạc và được đặc trưng bởi số lượng khoảng khắc biến mất tối đa cho một số hỗ trợ nhất định. Tiếp theo, các subband băng cao sẽ được áp dụng của một tỉ lệ thích hợp riêng với chiều dài $\sim 2^{-s}$ bằng công thức sau :

$$\Delta_s f \rightarrow (W_Q \Delta_s f)_{Q \in Q_x} \quad (6)$$

Trong đó : w_Q là một tập hợp của những khu vực làm mịn và Q được tính theo công thức (7):

$$Q = [k_1 / 2^s, (k_1 + 1)/2^s] \times [k_2 / 2^s, (k_2 + 1)/2^s] \quad (7)$$

Sau đó, mỗi square từ khu vực subband trước đó đã được làm mịn sẽ được tái tạo lại theo từng đơn vị của mỗi scale bằng công thức (8).

$$g_Q = (T_Q)^{-1} (w_Q \Delta_s f), Q \in Q_x \quad (8)$$

Bước cuối cùng của giai đoạn 1 là tiến hành phân tích ridgelet (the ridgelet analysis). Trong bước này , mỗi square được phân tích thông qua phép biến đổi ridgelet trực tiếp bằng cách trộn hai subband lại với nhau cụ thể $[2^{2s}, 2^{2s+1}]$ và $[2^{2s+1}, 2^{2s+2}]$.

Giai đoạn 2, các subband sẽ được tái tạo lại giống như giai đoạn 1 nhưng theo trình tự ngược lại. Giai đoạn 1 được kết thúc với phân tích ridgelet. Vì vậy , giai đoạn 2 được bắt đầu với việc tổng hợp lại các ridgelet. (8) được thay thế bởi (9) để có được hệ thống Orthogonal ridgelet:

$$g_Q = \sum_{\lambda} \alpha_{(Q,\lambda)} \times p_{\lambda} \quad (9)$$

Quá trình tái tạo ngược được tính toán bằng công thức :

$$h_Q = T_Q g_Q, Q \in Q_s \quad (10)$$

Đây là vùng không gian làm mịn cho bước làm mịn phân vùng. Trong bước tiếp theo làm mịn các subband, mỗi square thu được từ bước trước đó để tái cấu trúc các subband :

$$\Delta_s f = \sum_{Q \in Q_x} W_Q \times h_Q \quad (11)$$

Bước cuối cùng của giai đoạn 2 là tái tạo các subbands. Kết nối các subbands băng thấp và băng cao với nhau bằng cách sử dụng công thức :

$$f = P_0 (P_0 f) + \sum_s \Delta_s (\Delta_s f) \quad (12)$$

Curvelet và phép biến đổi nonsubsampling contourlet gồm 2 quá trình tương tự với. Nhưng Curvelet có thêm phân tích các subbands thực hiện làm mịn phân tách và tái tạo ridgelet vì vậy nó sẽ cải thiện việc biểu diễn các cạnh.

3.1.2 Thuật toán Bayesian

Các hình ảnh nhiễu có thể chứa nhiễu cộng gộp và nhiễu nhân, và nhiễu Gaussian trắng phổ biến nhất được chọn làm mô hình nhiễu trong bài báo này. NSCT (nonsubsampling contourlet transform) là biến đổi tuyến tính, vì vậy các hệ số của nó được chia thành hai phần: hệ số của hình ảnh gốc và hệ số nhiễu. Các hệ số của hình ảnh gốc là lớn và tập trung, trong khi các hệ số của nhiễu là nhỏ và phân tán. Do đó, một phương pháp ngưỡng thích hợp có thể được thiết lập để xử lý với chúng. Tín hiệu hình ảnh có thể được phục hồi sau khi tái cấu trúc với các hệ số NSCT mới. Nguyên tắc cơ bản của thuật toán khử nhiễu ngưỡng thu hẹp trong miền NSCT là so sánh các hệ số băng con NSCT với các ngưỡng, hệ số nhỏ hơn ngưỡng được đặt thành 0, trong khi hệ số lớn hơn được giữ lại hoặc sửa đổi. Vì vậy, thuật toán khử nhiễu chủ yếu liên quan

đến hai vấn đề chính: ước tính ngưỡng và lựa chọn hàm ngưỡng. Trong bài báo này, ngưỡng được ước tính bằng phương pháp ngưỡng Bayes[14] thích nghi và chức năng ngưỡng phi tuyến được chọn để xử lý với các hệ số băng con của NSCT.

Ước tính ngưỡng là một cốt lõi của thuật toán khử nhiễu ngưỡng thu hẹp. Đã có nhiều phương pháp lựa chọn ngưỡng, chẳng hạn như phương pháp ước tính ngưỡng VisuShrink, SURE và Bayesian. Ước tính ngưỡng Bayes được lấy theo tiêu chuẩn Bayes, đặt ngưỡng lý tưởng nhận được trong điều kiện rủi ro tối thiểu của Bayes là:

$$T = \operatorname{argmin} r_{\text{bayes}} \quad (1)$$

Trong đó r_{bayes} là hàm rủi ro Bayes. Rất khó để giải các biểu thức phân tích. Vì vậy, giải pháp gần đúng thường được tính bằng phương pháp số trong mô phỏng.

$$T = \frac{\sigma^2}{\delta} \quad (2)$$

Trong đó σ^2 là ước lượng phương sai nhiễu và δ^2 là ước tính phương sai tín hiệu. Phương sai nhiễu ước tính σ^2 và phương sai tín hiệu ước tính δ^2 có thể thu được bằng phương trình (3), (4):

$$\sigma^2 = \left(\frac{\operatorname{median}(|w_{i,j}|)}{0.6745} \right)^2 \quad (3)$$

$$\delta^2 = \max \left(\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N w_{i,j}^2 - \sigma^2, 0 \right) \quad (4)$$

Trong đó $w_{i,j}$, là hệ số tần số thấp nhất sau khi biến đổi, $M \times N$ là kích thước của băng con.

Trong ước tính ngưỡng Bayes, phương sai nhiễu σ^2 được ước tính là cùng một giá trị trong mỗi subband theo hướng và theo cấp. Tuy nhiên, NSCT không phải là một biến đổi trực giao, phương sai nhiễu của các băng con trong mỗi hướng và mỗi cấp độ khác nhau trong miền NSCT. Vì vậy, phương sai nhiễu của mọi băng con được ước tính độc lập. Trong bài báo này, phương sai nhiễu được ước tính dựa trên các hệ số băng con của từng hướng và từng cấp.

Đối với băng con $S_{m,n}$ (m là cấp độ và n là hướng), phương sai nhiễu của nó $\sigma_{m,n}^2$, được lấy theo phương trình (3) và $w_{i,j}$, là hệ số của băng con $S_{m,n}$.

$$\sigma_{m,n}^2 = \left(\frac{\operatorname{median}(|w_{i,j}|)}{0.6745} \right)^2 \quad (5)$$

Khi đó, ngưỡng $T_{m,n}$, của băng con $S_{m,n}$ được ước tính theo phương trình (2).

Các ngưỡng phổ biến nhất là ngưỡng cứng và ngưỡng mềm. Ngưỡng khử cứng được tính như sau:

$$\widehat{w}_{i,j} = \begin{cases} w_{i,j} & , |w_{i,j}| \geq T \\ 0 & , |w_{i,j}| < T \end{cases} \quad (6)$$

Phương pháp khử nhiễu ngưỡng mềm được tính như sau:

$$\widehat{w}_{i,j} = \begin{cases} \text{sign}(w_{i,j})(|w_{i,j}| - T) & , |w_{i,j}| \geq T \\ 0 & , |w_{i,j}| < T \end{cases} \quad (7)$$

Trong đó T là ngưỡng, $w_{i,j}$ là hệ số của tín hiệu gốc, $\widehat{w}_{i,j}$ là hệ số của tín hiệu khôi phục

Các phương pháp khử nhiễu ngưỡng mềm và cứng là để so sánh ngưỡng với hệ số phân tách của tín hiệu gốc. Trong các phương pháp này, các hệ số không quan trọng được đặt thành 0. Trong ngưỡng cứng, các hệ số quan trọng vẫn không thay đổi. Trong ngưỡng mềm, các hệ số quan trọng được giảm bởi giá trị ngưỡng tuyệt đối. Tuy nhiên, có sự sai lệch giữa các hệ số và hệ số ban đầu. Vì vậy, một hàm ngưỡng phi tuyến được áp dụng trong miền NSCT để khử nhiễu trong bài viết này. Hàm ngưỡng như sau:

$$\widehat{w}_{i,j} = \begin{cases} \text{sign}(w(j,i))(|w(j,i)| - \alpha_{i,j} \cdot T) & , |w(j,i)| \geq T_{m,n} \\ 0 & , |w(j,i)| < T_{m,n} \end{cases} \quad (8)$$

Trong đó, $T_{m,n}$ là ngưỡng của băng con $S_{m,n}$, $w(i,j)$ và $\widehat{w}(i,j)$ là các hệ số ban đầu và bị khử của băng con $S_{m,n}$, hệ số $\alpha_{i,j}$, trong hệ số $w(i,j)$ được định nghĩa là:

$$\alpha_{i,j} = \frac{T_{m,n}}{|w(j,i)| \cdot \exp(|w(j,i)| - T_{m,n})} \quad (9)$$

Quy trình cụ thể của phương pháp khử nhiễu được đề xuất dựa trên ngưỡng Bayes thích ứng và ngưỡng phi tuyến trong miền NSCT như sau:

- Thực hiện phân rã nhiễu nhiều hình ảnh nhiễu trong miền NSCT, thu được các hệ số băng con của hình ảnh nhiễu theo các hướng và mức độ khác nhau.
- Tính toán phương sai nhiễu $\sigma_{m,n}^2$ và ngưỡng $T_{m,n}$, trong các băng con khác nhau dựa trên các hệ số theo các băng con hướng và cấp khác nhau theo phương trình (2) - (5).

- Ước tính các hệ số đã khử nhiễu của các băng con tần số cao dựa trên ngưỡng $T_{m,n}$ và các hệ số của băng con theo phương trình (8) và (9).
- Sau khi khử nhiễu, thực hiện phép biến đổi nghịch đảo nonsampled contourlet và tái tạo lại hình ảnh từ các băng con và có được hình ảnh khôi phục.

3.1.3 Thuật toán K-means

Sơ lược về thuật toán K-means:

Trong thuật toán K-means clustering[10], chúng ta không biết nhãn (label) của từng điểm dữ liệu. Mục đích là làm thế nào để phân dữ liệu thành các cụm (cluster) khác nhau sao cho dữ liệu trong cùng một cụm có tính chất giống nhau.

Thuật toán K-means được thực hiện qua các bước chính sau:

- Chọn ngẫu nhiên K tâm cho K cụm. Mỗi điểm K_i đại diện cho một cụm.
- Tính khoảng cách giữa các đối tượng đến tâm K_i . (K_i sẽ được tính bằng giá trị trung bình xám của các pixel trong cùng một cụm).
- Nhóm các đối tượng vào nhóm gần nhất. (Pixel nào có giá trị xám gần với giá trị K nào nhất sẽ được nhóm vào cụm K đó).
- Sau đó lại tính toán khoảng cách giữa các đối tượng đến K tâm.
- Thực hiện lại bước hai cho đến khi không có sự thay đổi nhóm nào của các đối tượng.

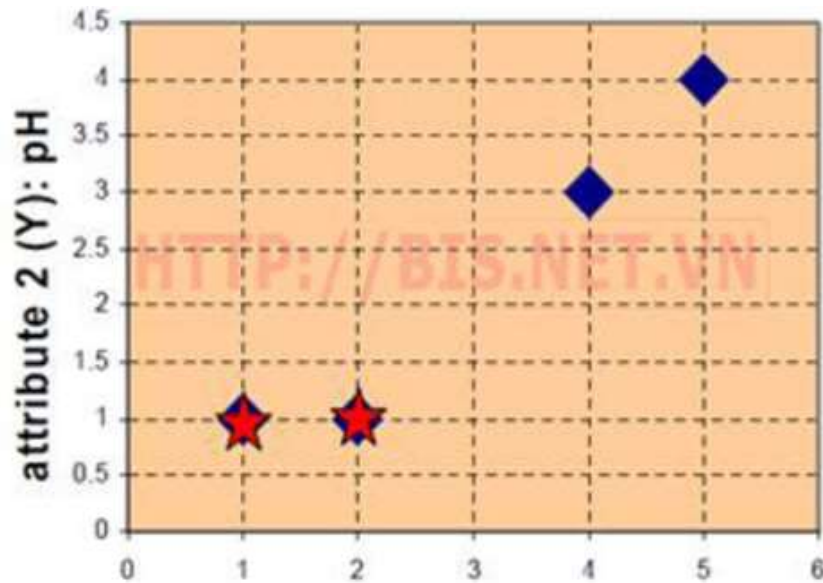
Dưới đây là một ví dụ minh họa về thuật toán K-means.

Giả sử ta có 4 loại thuốc A,B,C,D, mỗi loại thuốc được biểu diễn bởi 2 đặc trưng X và Y như sau. Mục đích của ta là nhóm các thuốc đã cho vào 2 nhóm (K=2) dựa vào các đặc trưng của chúng.

Object	Feature 1 (X): weight index	Feature 2 (Y): pH
Medicine A	1	1
Medicine B	2	1
Medicine C	4	3
Medicine D	5	4

Bảng 3. 1 Thuộc tính các đối tượng thuốc

Bước 1: Khởi tạo tâm (centroid) cho 2 nhóm. Giả sử ta chọn A là tâm của nhóm thứ nhất (tọa độ tâm nhóm thứ nhất $c_1(1,1)$) và B là tâm của nhóm thứ 2 (tọa độ tâm nhóm thứ hai $c_2(2,1)$).



Hình 3. 6 Ví dụ thuật toán K-means[10]

Bước 2: Tính khoảng cách từ các đối tượng đến tâm của các nhóm (Khoảng cách Euclidean).

$$D^0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 3.61 & 5 \\ 1 & 0 & 2.83 & 4.24 \end{bmatrix}$$

A B C D

$C_1 = (1,1)$ group -1

$C_2 = (2,1)$ group -2

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 4 & 5 \\ 1 & 1 & 3 & 4 \end{bmatrix} \begin{matrix} x \\ y \end{matrix}$$

Mỗi cột trong ma trận khoảng cách (D) là một đối tượng (cột thứ nhất tương ứng với đối tượng A, cột thứ 2 tương ứng với đối tượng B,...). Hàng thứ nhất trong ma trận khoảng cách biểu diễn khoảng cách giữa các đối tượng đến tâm của nhóm thứ nhất (c_1) và hàng thứ 2 trong ma trận khoảng cách biểu diễn khoảng cách của các đối tượng đến tâm của nhóm thứ 2 (c_2).

Ví dụ, khoảng cách từ loại thuốc $C=(4,3)$ đến tâm $c_1(1,1)$ là 3.61 và đến tâm $c_2(2,1)$ là 2.83 được tính như sau:

$$C_1 = (1,1) \quad \sqrt{(4-1)^2 + (3-1)^2} = 3.61$$

$$C_2 = (2,1) \quad \sqrt{(4-2)^2 + (3-1)^2} = 2.83$$

Bước 3: Nhóm các đối tượng vào nhóm gần nhất.

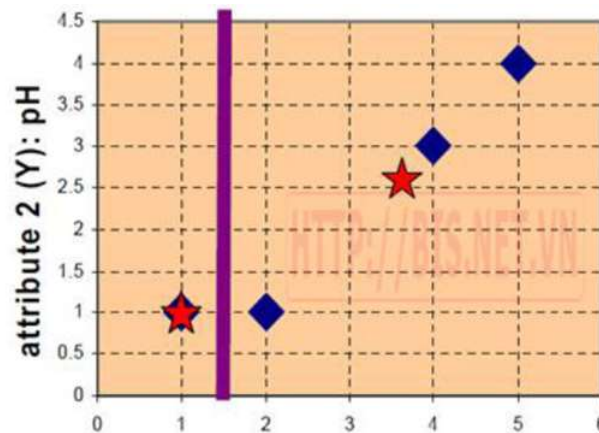
$$G^0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} \text{Group - 1} \\ \text{Group - 2} \end{array}$$

A B C D

Ta thấy rằng nhóm 1 sau vòng lặp thứ nhất gồm có 1 đối tượng A và nhóm 2 gồm các đối tượng còn lại B,C,D.

Bước 4: Tính lại tọa độ các tâm cho các nhóm mới dựa vào tọa độ của các đối tượng trong nhóm. Nhóm 1 chỉ có 1 đối tượng A nên tâm nhóm 1 vẫn không đổi, c1(1,1). Tâm nhóm 2 được tính như sau:

$$C_2 = \left(\frac{2+4+5}{3}, \frac{1+3+4}{3} \right) = \left(\frac{11}{3}, \frac{8}{3} \right).$$



Hình 3. 7 Ví dụ thuật toán K-means[10]

Bước 5: Tính lại khoảng cách từ các đối tượng đến tâm mới.

$$D^1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 3.61 & 5 \\ 3.14 & 2.36 & 0.47 & 1.89 \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} C_1 = (1,1) \text{ group -1} \\ C_2 = \left(\frac{11}{3}, \frac{8}{3} \right) \text{ group-2} \end{array}$$

A B C D

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 4 & 5 \\ 1 & 1 & 3 & 4 \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} X \\ Y \end{array}$$

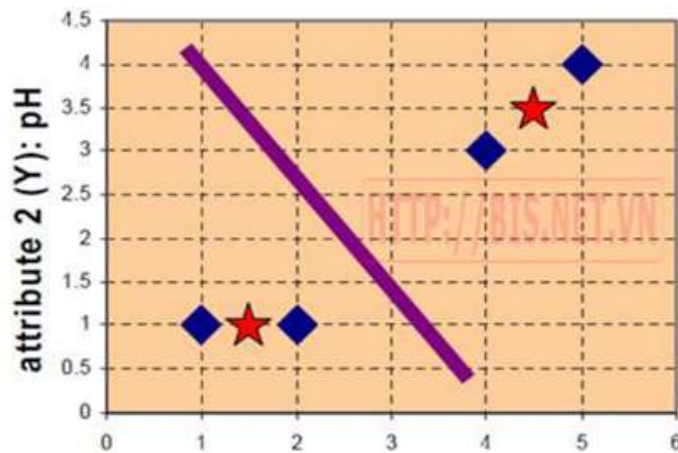
Bước 6: Nhóm các đối tượng vào nhóm.

$$G^1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} \text{Group - 1} \\ \text{Group - 2} \end{array}$$

A B C D

Bước 7: Tính lại tâm cho nhóm mới.

$$C_1 = \left(\frac{1+2}{2}, \frac{1+1}{2} \right) = \left(1\frac{1}{2}, 1 \right) \quad C_2 = \left(\frac{4+5}{2}, \frac{3+4}{2} \right) = \left(4\frac{1}{2}, 3\frac{1}{2} \right)$$



Hình 3. 8 Ví dụ thuật toán K-means[10]

Bước 8: Tính lại khoảng cách từ các đối tượng đến tâm mới.

$$D^2 = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 3.20 & 4.61 \\ 4.3 & 3.54 & 0.71 & 0.71 \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} C_1 = (1\frac{1}{2}, 1) \text{ group - 1} \\ C_2 = (4\frac{1}{2}, 3\frac{1}{2}) \text{ group-2} \end{array}$$

A B C D

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 4 & 5 \\ 1 & 1 & 3 & 4 \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} X \\ Y \end{array}$$

Bước 9: Nhóm các đối tượng vào nhóm.

$$G^2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} \text{group - 1} \\ \text{group - 2} \end{array}$$

A B C D

Ta thấy $G^2 = G^1$ (Không có sự thay đổi nhóm nào của các đối tượng) nên thuật toán dừng và kết quả phân nhóm như sau:

Object	Feature 1 (X): weight index	Feature 2 (Y): pH	Group (result)
Medicine A	1	1	1
Medicine B	2	1	1
Medicine C	4	3	2
Medicine D	5	4	2

Bảng 3. 2 Các đối tượng sau khi chạy K-mean và gán vào cái group

Thuật toán K-Means có ưu điểm là đơn giản, dễ hiểu và cài đặt. Tuy nhiên, một số hạn chế của K-Means là hiệu quả của thuật toán phụ thuộc vào việc chọn số nhóm K (phải xác định trước) và chi phí cho thực hiện vòng lặp tính toán khoảng cách lớn khi số cụm K và dữ liệu phân cụm lớn.

3.1.4 Active Contour Model (Snakes)

Active Contour Model còn được gọi là Snakes[15], là một framework trong ngành thị giác máy tính được giới thiệu bởi Michael Kass, Andrew Witkin và Demetri Terzopoulos[18] được dùng để phác họa đường biên của đối tượng trong ảnh 2D. Một snake là một giảm thiểu năng lượng, một spline có khả năng biến dạng bởi ngoại lực và năng lượng của bức ảnh và kéo nó về phía đường biên của vật thể và nội lực giúp nó không bị biến dạng.

Hàm năng lượng(Energy Function)

Active Contour Model được xác định bởi hàm:

$$v(s) = [x(s) + y(s)]$$

Với $s \in [0,1]$.

Hàm năng lượng của Snake là tổng năng lượng bên ngoài và năng lượng bên trong của nó như sau:

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s))ds = \int_0^1 (E_{internal}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s)))ds$$

Trong đó $E_{internal}$ là năng lượng bên trong, năng lượng bên ngoài thường là sự kết hợp giữa năng lượng của chính hình ảnh E_{image} và các lực ràng buộc do người dùng tác động E_{con} .

Năng lượng bên trong (Internal Energy)

Năng lượng bên trong của Snake bao gồm sự liên tục của đường viền E_{con} và độ mịn của đường viền E_{curu} :

$$E_{internal} = E_{con} + E_{curu}$$

Hàm trên có thể được mở rộng với công thức như sau:

$$E_{internal} = \frac{1}{2}(\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_s(s)|^2)$$

Trong đó $\alpha(s)$ và $\beta(s)$ là các trọng số do người dùng định nghĩa. Những thứ này kiểm soát độ nhạy của hàm năng lượng bên trong đối với mức độ kéo dài của Snake và độ cong của nó, và do đó kiểm soát số lượng các ràng buộc trên hình dạng của Snake.

Trong thực tế, một trọng số lớn $\alpha(s)$ liên tục sẽ thay đổi về khoảng cách giữa các điểm trong đường viền. Một trọng lượng lớn $\beta(s)$ cho độ mịn sẽ dao động trong đường viền và sẽ làm cho đường viền hoạt động như một tấm mỏng.

Năng lượng hình ảnh (Image Energy)

Năng lượng hình ảnh là một số hàm số của một số tính chất của bức ảnh. Đây là điểm phổ biến nhất của sự biến đổi trong phương pháp đạo hàm. Các tính chất trong bức ảnh và chính bức ảnh có thể được sử lý bằng nhiều cách khác nhau.

Đối với một hình ảnh $I(x, y)$, các đường, cạnh và giới hạn có trong hình ảnh, công thức chung của năng lượng do hình ảnh là :

$$E_{image} = w_{line}E_{line} + w_{edge}E_{edge} + w_{term}E_{term}$$

Trong đó w_{line} , w_{edge} , w_{term} là trọng số của các tính năng nổi bật này. Trọng lượng cao hơn cho thấy tính năng nổi bật sẽ có đóng góp lớn hơn cho lực lượng hình ảnh.

Hàm Line Function

Line Function là cường độ của hình ảnh, có thể được biểu diễn dưới dạng như sau:

$$E_{line} = I(x, y)$$

Dấu hiệu của w_{line} sẽ xác định xem đường kẻ sẽ bị thu hút bởi các vạch tối hoặc vạch sáng.

Một số phương pháp làm mịn hoặc giảm nhiễu có thể được sử dụng trên hình ảnh, sau đó Line Function xuất hiện dưới dạng:

$$E_{line} = filter(I(x, y))$$

3.2 Phương pháp đánh giá

Chỉ số Jaccard, còn được gọi là Intersection over Union và các hệ số tương đồng Jaccard (ban đầu được đặt ra hệ số decommunauté bởi Paul Jaccard), là một số liệu thống kê được sử dụng để so sánh sự giống nhau giữa các bức ảnh. Hệ số Jaccard đo được sự tương đồng giữa các bức ảnh và được tính bằng tổng kích thước của giao điểm chia cho tổng kích thước của sự kết hợp của các đối tượng.

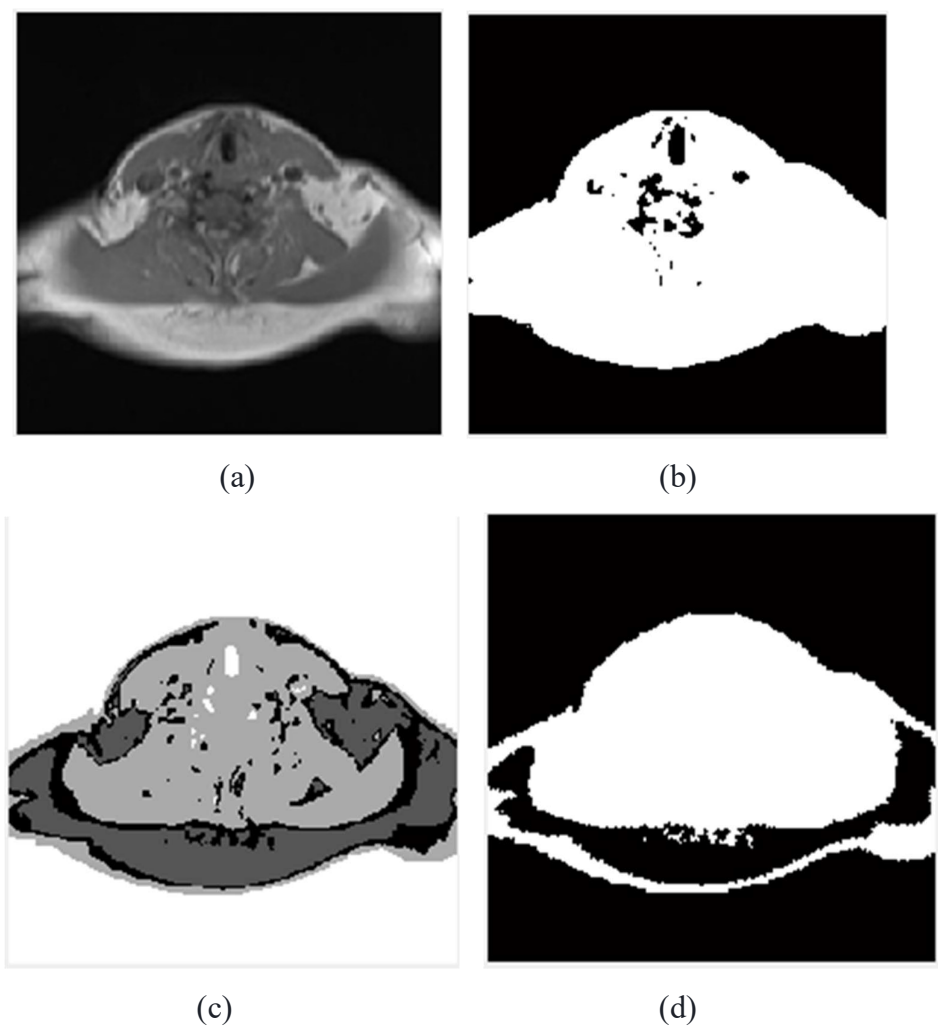
$$J(A, B) = \frac{A \cap B}{A \cup B} = \frac{|A \cap B|}{|A| + |B| - |A \cap B|}$$

Nói cách khác chỉ số Jaccard càng cao đồng nghĩa với việc độ tương đồng của hai bức ảnh càng cao.

Sau khi chạy thuật toán dùng hàm tính toán Jaccard index để tính được mức độ giống nhau của hai bức ảnh, Ta so sánh Jaccard index của phương pháp của ta với những phương pháp khác như Otsu, K-means,... nếu chỉ số Jaccard index của phương pháp ta cao hơn nghĩa là phương pháp của ta thu được kết quả tốt hơn các phương pháp khác.

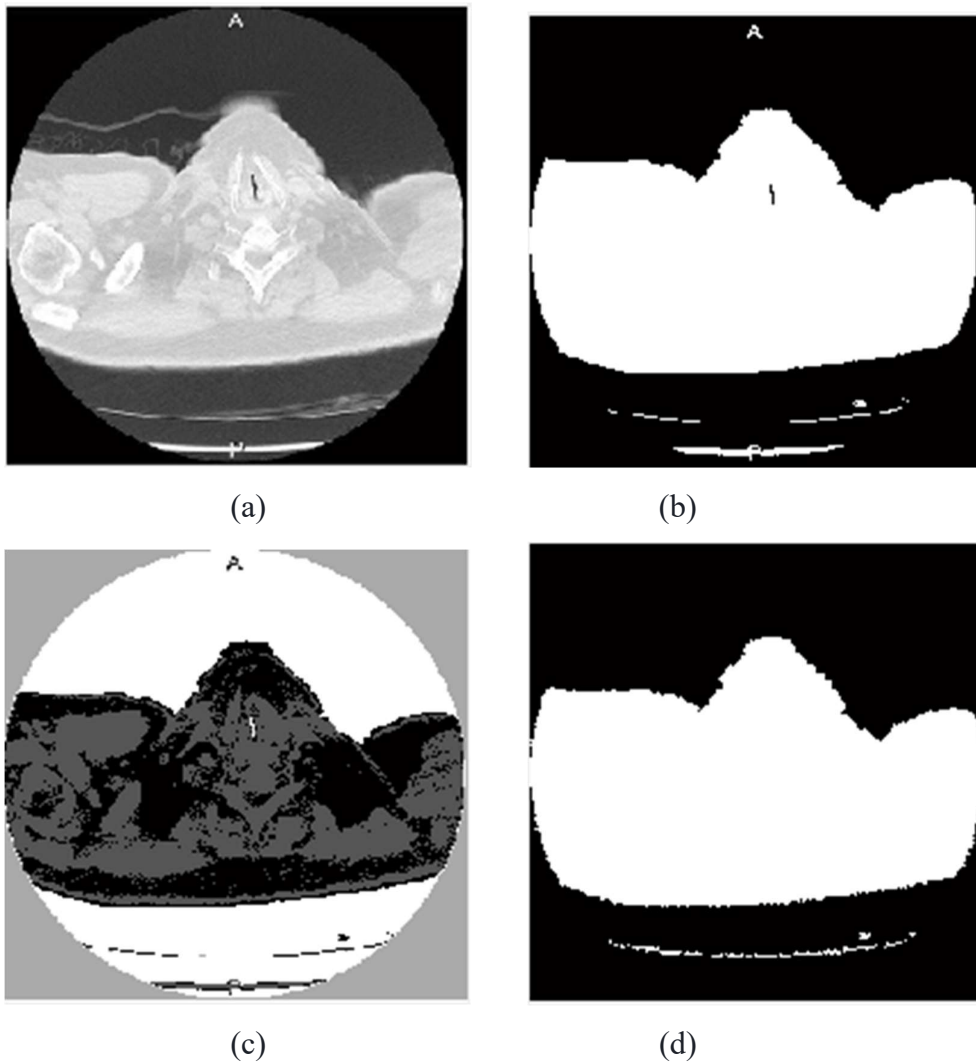
3.3 Kết quả

Phương pháp sử dụng tập ảnh gồm các đối tượng mạnh (strong object) và đối tượng yếu (weak object) để thực hiện phương pháp phân đoạn ảnh trên 3 thuật toán là Otsu, K-means, K-means + Curvelet.



Hình 3. 9 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng strong object

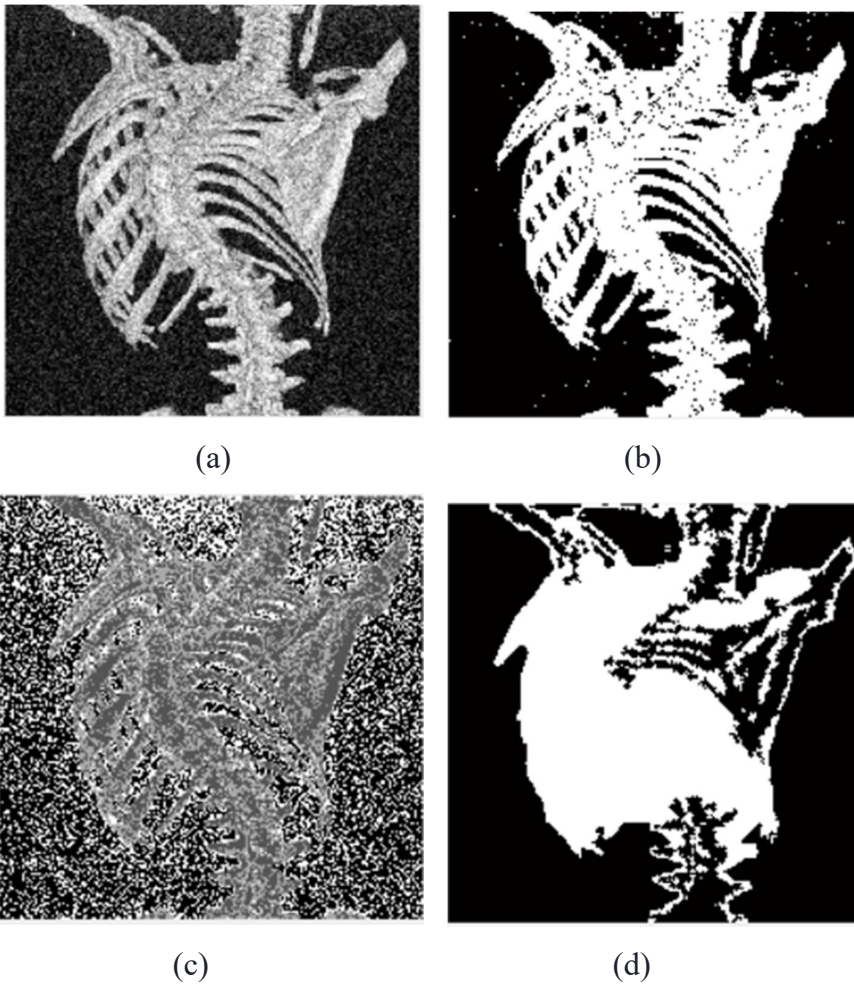
- (a) Ảnh gốc với đối tượng là strong object
- (b) Kết quả Otsu đối tượng là strong object, $JI = 57.9285$,
- (c) Kết quả K-means đối tượng là strong object, $JI = 0$
- (d) Kết quả K-means + Curvelet đối tượng là strong object, $JI = 64.5905$



Hình 3. 10 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng strong object

- (a) Ảnh gốc đối với tượng là strong object
- (b) Kết quả Otsu với tượng là strong object, $JI = 47.3973$
- (c) Kết quả K-means với tượng là strong object, $JI = 17.189$
- (d) Kết quả K-means + Curvelet với tượng là strong object, $JI = 47.5611$

Thực hiện phân đoạn ảnh trên đối tượng strong object thu được kết quả khá khả quan, giá trị JI của phương pháp cao hơn so với những phương pháp còn lại như Otsu, K-means đồng nghĩa với việc độ tương đồng của bức ảnh (d) so với bức ảnh (a) là cao nhất.



Hình 3. 11 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object

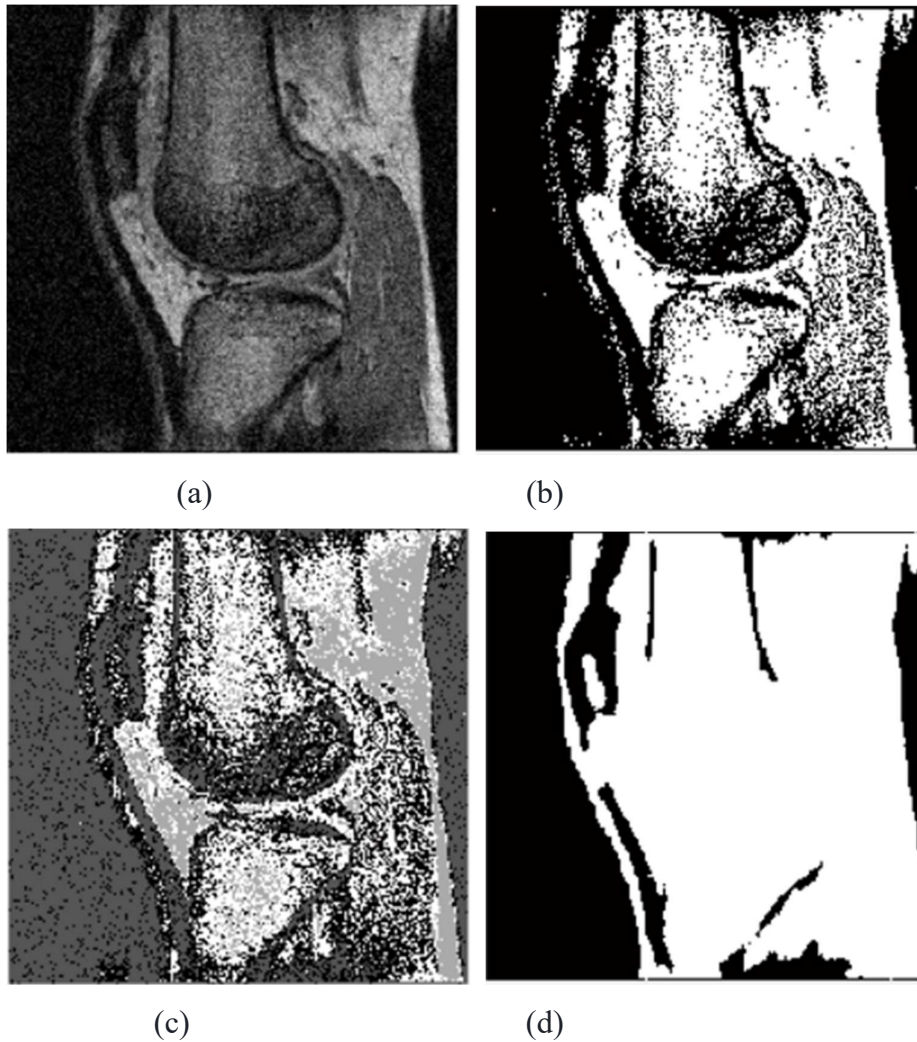
(a) Ảnh gốc với mức độ nhiễu 5×0.003

(b) Kết quả Otsu với mức độ nhiễu là 5×0.003 , $JI = 57.111$

(c) Kết quả K-means với mức độ nhiễu là 5×0.003 , $JI = 8.35266$

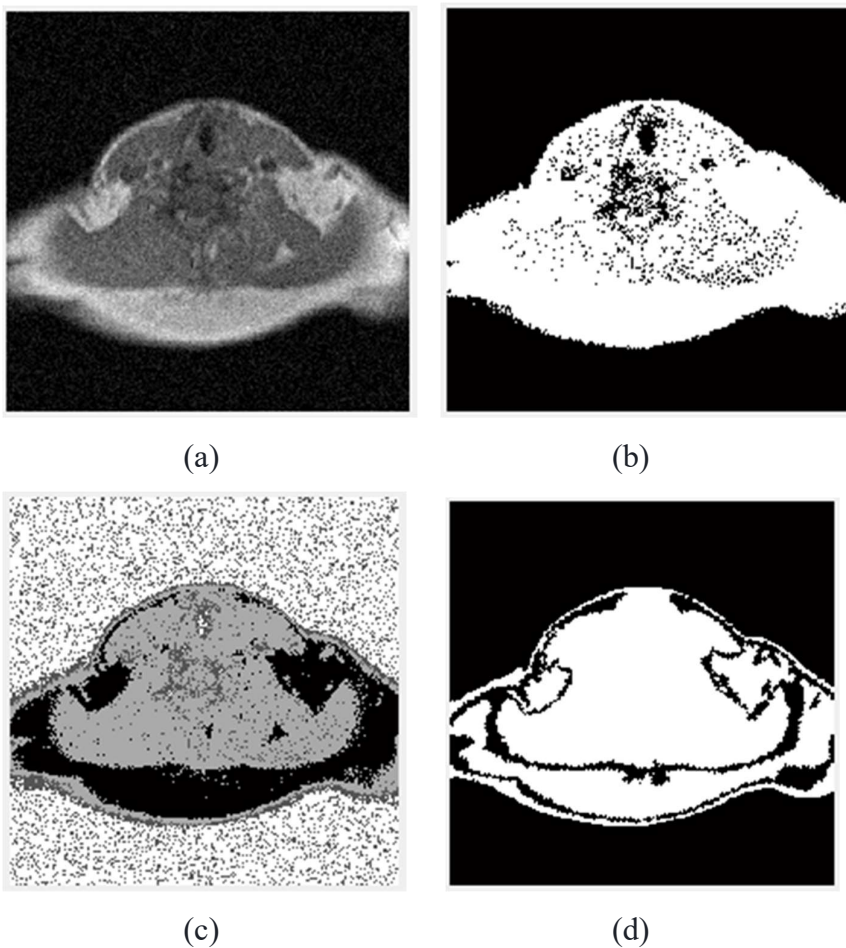
(d) Kết quả K-means + Curvelet với mức độ nhiễu là 5×0.003 , $JI = 60.2942$

Kết quả ảnh (d) thu được có giá trị JI cao hơn hẳn so với hai phương pháp Otsu và K-means, thu được kết quả có chất lượng ảnh tốt hơn, ảnh không còn bị nhiễu, đường viền ảnh thu được cũng tốt hơn so với hai phương pháp còn lại.



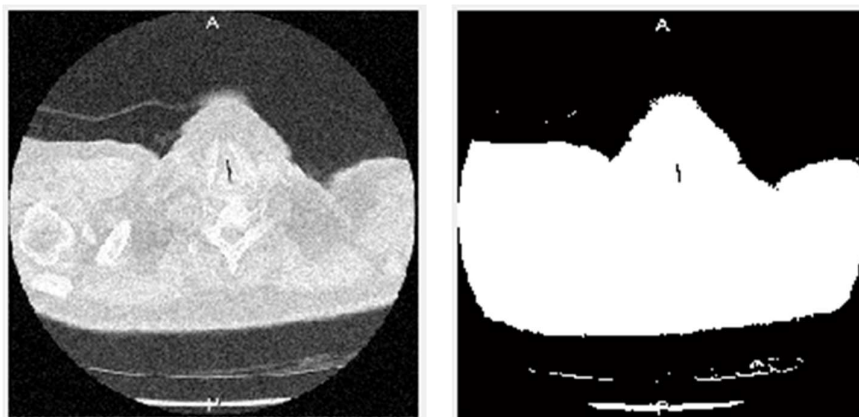
Hình 3. 12 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object

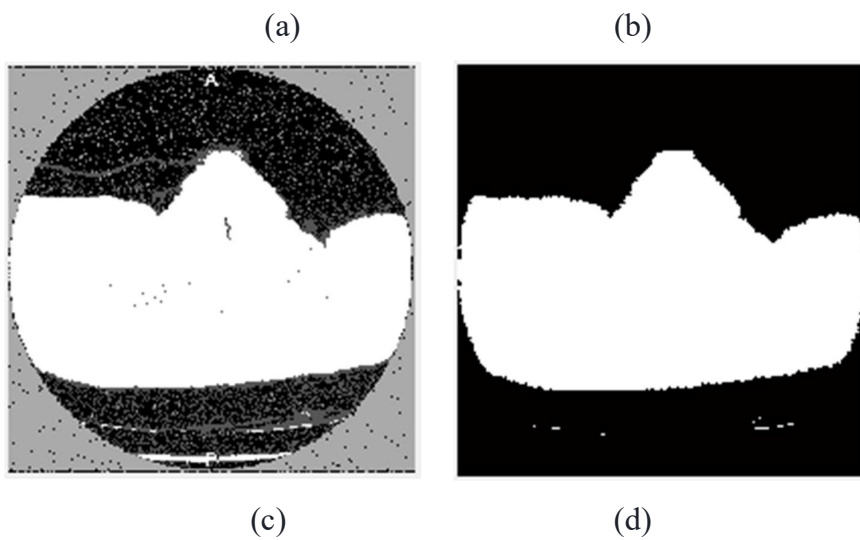
- (a) Ảnh gốc với mức độ nhiễu là 2×0.003
- (b) Kết quả Otsu với mức độ nhiễu là 2×0.003 , $JI = 53.6833$ ảnh được phân vùng khá ổn dù còn nhiễu, các thành cần cấu tạo vẫn dễ quan sát.
- (c) Kết quả K-means với mức độ nhiễu là 2×0.003 , $JI = 11.0565$, còn nhiễu, đường viền chưa được rõ ràng.
- (d) Kết quả K-means + Curvelet với mức độ nhiễu là 2×0.003 , $JI = 30.4925$ đường viền khá rõ, ảnh không còn nhiễu, nhưng các thành phần cấu tạo bên trong không còn quan sát được



Hình 3. 13 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object

- (a) Ảnh gốc với mức độ nhiễu là 1×0.003
- (b) Kết quả Otsu: với mức độ nhiễu là 1×0.003 , $JI = 53.1332$.
- (c) Kết quả K-means với mức độ nhiễu là 1×0.003 , $JI = 15.7654$.
- (d) Kết quả K-means + Curvelet với mức độ nhiễu là 1×0.003 , $JI = 57.0346$





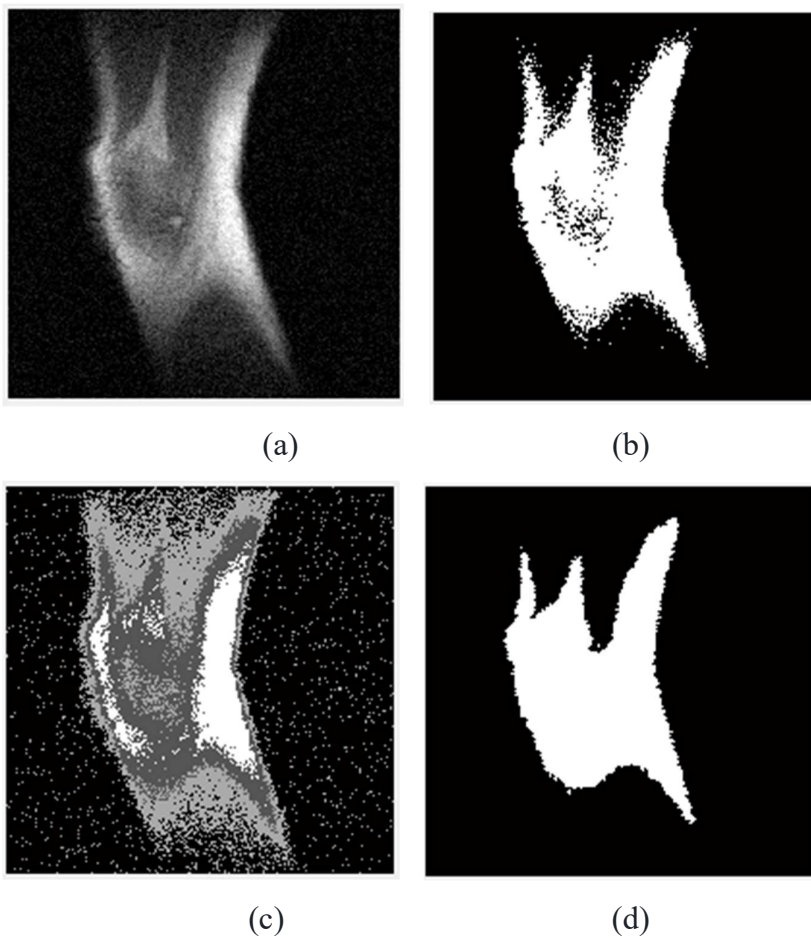
Hình 3. 14 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object

(a) Ảnh gốc với mức độ nhiễu là 2×0.003

(b) Kết quả Otsu với mức độ nhiễu là 2×0.003 , $JI = 51.0605$

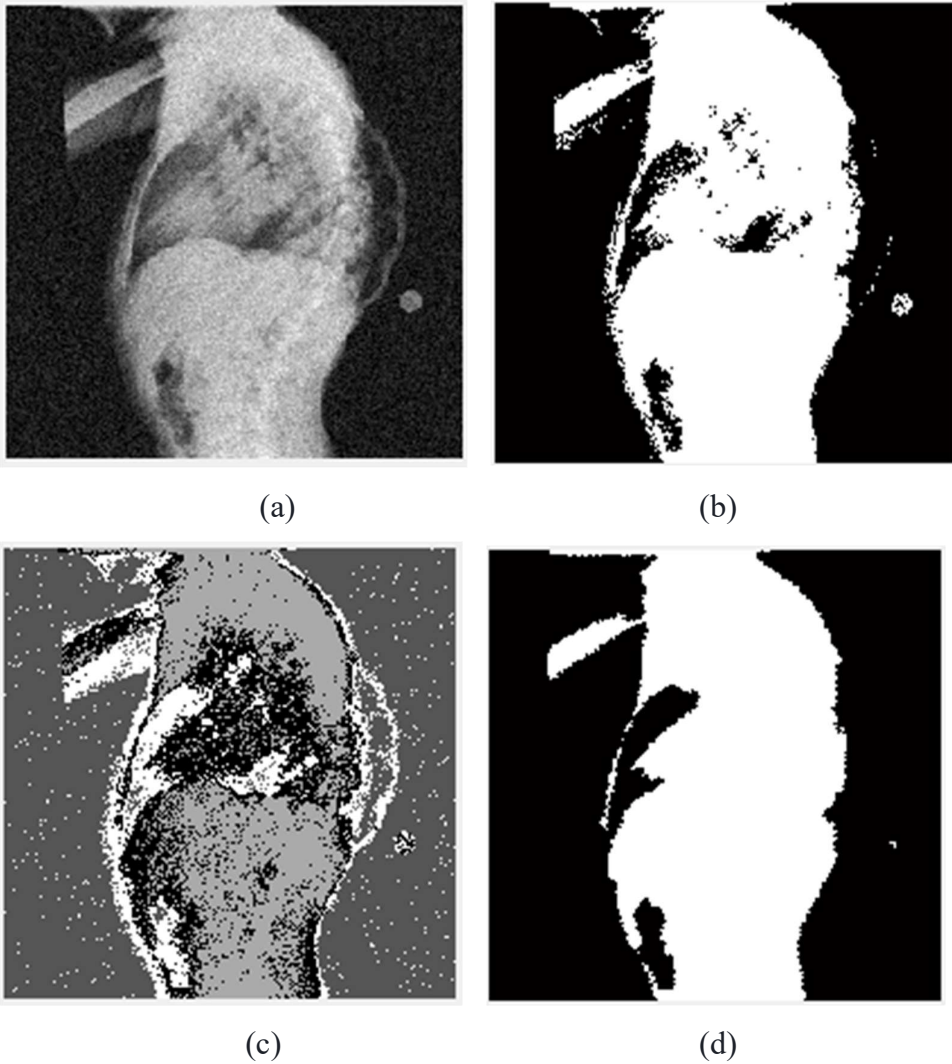
(c) Kết quả K-means với mức độ nhiễu là 2×0.003 , $JI = 10.8672$

(d) Kết quả K-means + Curvelet với mức độ nhiễu là 2×0.003 , $JI = 62.4707$



Hình 3. 15 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object

- (a) Ảnh gốc với mức độ nhiễu là 1×0.003
- (b) Kết quả Otsu với mức độ nhiễu là 1×0.003 , $JI = 71.6305$.
- (c) Kết quả K-means với mức độ nhiễu là 1×0.003 , $JI = 26.1734$.
- (d) Kết quả K-means + Curvelet với mức độ nhiễu là 1×0.003 , $JI = 74.1831$.



Hình 3. 16 Kết quả sau khi thực hiện phân đoạn trên đối tượng weak object

- (a) Ảnh gốc với mức độ nhiễu là 2×0.003
- (b) Kết quả Otsu với mức độ nhiễu là 2×0.003 , $JI = 57.0377$
- (c) Kết quả K-means với mức độ nhiễu là 2×0.003 , $JI = 1.57471$
- (d) Kết quả K-means + Curvelet với mức độ nhiễu là 2×0.003 , $JI = 58.872$

Giá trị JI từ kết quả (d) thường cao hơn hẳn những phương pháp khác chứng tỏ kết quả thu được từ phương pháp trên thường sẽ có tỷ lệ tương đồng cao so với ảnh gốc, kết quả (d) thu được sẽ có chất lượng ảnh tốt hơn, ảnh không còn bị nhiễu, các đường viền của đối tượng đều được làm nổi bật lên so với ảnh nền, nhưng vẫn còn một số trường hợp chạy thuật toán K-means + Curvelet thu được kết quả không khả qua, đường viền bo chưa tốt, giá trị JI không cao bằng hai thuật toán kia.

CHƯƠNG 4: KẾT LUẬN

4.1 Kết quả đạt được của nghiên cứu

Tìm được phương pháp mới bằng cách kết hợp lại các phương pháp cũ đã có trước đó, và ra được kết quả khá ổn.

Dựa trên kết quả trên ta có thể thấy được phương pháp đề xuất tốt hơn những phương pháp phân vùng khác như Otsu, K-means. Tuy nhiên phương pháp K-means vẫn còn hạn chế đó là trả về kết quả một cách ngẫu nhiên.

Đối với đối tượng mạnh (strong object) khi đầu vào bức ảnh có tất cả giá trị pixel khác 0 (khác màu đen) thì giá trị $JI = 0$.

4.2 Ưu và khuyết điểm của pp đề xuất

Ưu điểm:

- Làm nổi bật được đối tượng trong bức ảnh so với nền.
- Chất lượng ảnh được nâng cao hơn so với khi thực hiện phương pháp segmentation thông thường như Otsu, K-means.
- Độ tương đồng so với ảnh gốc cao hơn.

Nhược điểm:

- Thời gian thực thi chương trình còn chậm.
- Chưa thực hiện được với tập dữ liệu lớn.
- Phương pháp segmentation trả kết quả chưa ổn định.
- Phương pháp khử nhiễu chưa tối giản.

4.3 Đề xuất cho tương lai

- Rút ngắn được thời gian chạy thuật toán
- Chạy được với cụm dữ liệu
- Không còn phụ thuộc vào việc phân rã ảnh
- Đưa ra được phương pháp đánh giá tốt hơn
- Nâng cao chất lượng segmentation.

TÀI LIỆU THAM KHẢO:

- [1]. Sách " Nhập môn xử lý ảnh số " Tác giả : Lương Mạnh Bá & Nguyễn Thanh Thủy Nhà xuất bản Hà Nội , 1999
- [2]. en.wikipedia.org/wiki/Otsu%27s_method
- [3]. An Efficient Evolutionary Based Method For Image Segmentation Roohollah Aslanzadeh, Kazem Qazanfari, Mohammad Rahmati (Submitted on 13 Sep 2017 (v1), last revised 6 Dec 2017 (this version, v2))
- [4]. Object Contour in Low Quality Medical Images in Curvelet Domain Vo Thi Hong Tuyet Faculty of Information Technology Ho Chi Minh City Open University Ho Chi Minh City, VietNam Nguyen Thanh Binh* Faculty of Computer Science and Engineering Ho Chi Minh City University of Technology, VNU-HCM Ho Chi Minh City, Vietnam
- [5]. Nguyen Thanh Binh. "Image contour based on context aware in complex wavelet domain". Journal of Human-centric Computing and Information Sciences, Vol 5(14), pp. 1-17, 2015.
- [6]. Stanley H. chan; Ramsin Khoshabeh; Kristofor B. Gibson; Philip E. Gill and Truong Q. Nguyen. "An Augmented Lagrangian Method for Total Variation Video Restoration". IEEE Trans. Image Process, Vol 20 (11), pp. 3097-3111, 2011.
- [7]. Leaf Image Segmentation Based On the Combination of Wavelet Transform and K Means Clustering N.Valliammal Assistant Professor, Department of Computer Science, Avinashilingam Institute of Home Science and Higher Education for Women Coimbatore, Tamilnadu, India. Dr.S.N.Geethalakshmi Associate Professor, Department of Computer Science, Avinashilingam Institute of Home Science and Higher Education for Women Coimbatore, Tamilnadu, India.
- [8]. ADAPTIVE FILTER AND THRESHOLD FOR IMAGE DENOISING IN NEW GENERATION WAVELET VO THI HONG TUYET Ho Chi Minh City Open University, Vietnam – Email: tuyet.vth@ou.edu.vn (Received: September 09, 2016; Revised: September 17, 2016; Accepted: December 06, 2016)
- [9]. Mathworks.com/help/stats/bayesian-optimization-workflow.html
- [10]. Bis.net.vn/forums/t/374.aspx
- [11]. Mathworks.com/help/stats/variables-for-a-bayesian-optimization.html
- [12]. Mathworks.com/help/stats/bayesian-optimization-objective-functions.html

- [13]. Mathworks.com/help/stats/constraints-in-bayesian-optimization.html
- [14]. 2012 AASRI Conference on Computational Intelligence and Bioinformatics
Image Denoising Method with Adaptive Bayes Threshold in Nonsubsampled
Contourlet Domain Mingwei Chua^a, Youqian Feng^b, Wei Wang^{a,*}, Zhengchao Li^c,
Xiaodong Xua^a ^a Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800,
China ^b Science Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China ^c
PLA Foreign Language Institute, Luoyang 471003, China.
- [15]. en.wikipedia.org/wiki/Active_contour_model,