

ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP. HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA

VÕ THỊ HỒNG TUYẾT

PHÁT TRIỂN MÔ HÌNH XÁC ĐỊNH VÙNG NỔI BẬT HỖ TRỢ
PHÂN VÙNG ẢNH Y KHOA

Ngành: Khoa học máy tính
Mã số ngành: 9480101

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ

TP. HỒ CHÍ MINH - NĂM 2024

Công trình được hoàn thành tại **Trường Đại học Bách Khoa – ĐHQG-HCM**

Người hướng dẫn: PGS.TS. Nguyễn Thanh Bình

Phản biện độc lập:

Phản biện độc lập:

Phản biện:

Phản biện:

Phản biện:

Luận án sẽ được bảo vệ trước Hội đồng đánh giá luận án họp tại

.....
.....

vào lúc giờ ngày tháng năm

Có thể tìm hiểu luận án tại thư viện:

- Thư viện Trường Đại học Bách Khoa – ĐHQG-HCM
- Thư viện Đại học Quốc gia Tp.HCM
- Thư viện Khoa học Tổng hợp Tp.HCM

DANH MỤC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ

A. TRƯỚC KHI TRÚNG TUYỂN NGHIÊN CỨU SINH

TẠP CHÍ QUỐC TẾ

TCQT-1. Vo Thi Hong Tuyet, Nguyen Mong Hien, Pham Bao Quoc, Nguyen Thanh Son, Nguyen Thanh Binh, "Adaptive content-based medical image retrieval based on local features extraction in shearlet domain", *EAI Endorsed Transactions on Context-aware Systems and Applications*, Vol. 19, Issue 17, 2019, <http://dx.doi.org/10.4108/eai.18-3-2019.159351>([link](#))

TCQT-2. Nguyen Thanh Binh, **Vo Thi Hong Tuyet** and Nguyen Chi Thanh, "Object contour based on improving region growing method and context border condition," *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, Vol. 33, pp. 1-11, 2019, <https://doi.org/10.1002/cpe.5472> (SCIE Indexed, IF = 2.0, Scopus Q2, [link](#))

TCQT-3. Vo Thi Hong Tuyet, Nguyen Thanh Binh, "Medical image segmentation based on fully convolutional network and minimizing energy between curves," *Tem Journal-Technology Education Management Informatics*, Vol. 9, Issue 4, pp. 1348-1356, 2020, doi: 10.18421/TEM94-05, (ESCI Index, JCI = 0.17, Scopus Q3, [link](#))

KỶ YẾU HỘI NGHỊ QUỐC TẾ

HNQT-1. Vo Thi Hong Tuyet, Nguyen Thanh Binh and Nguyen Chi Thanh, "Edge detection in low-quality medical images based on Augmented Lagrangian Method and B-spline," *BME7 conferences, International Federation of Medical and Biological Engineering (IFMBE Proceedings)*, Springer, Vol. 69, pp. 455 - 460, 2019, https://doi.org/10.1007/978-981-13-5859-3_79 (Scopus, [link](#))

B. SAU KHI TRÚNG TUYỂN NCS

TẠP CHÍ QUỐC TẾ

TCQT-4. Vo Thi Hong Tuyet, Nguyen Thanh Binh, “Improving retinal vessels segmentation via deep learning in salient region,” *SN Computer Science*, Springer, Vol. 1, Issue 248, 2020, <https://doi.org/10.1007/s42979-020-00267-z>, (Scopus Q2, [link](#))

TCQT-5. Vo Thi Hong Tuyet, Nguyen Thanh Binh, Nguyen Kim Quoc and Ashish Khare, “Content based medical image retrieval based on salient regions combined with deep learning,” *Journal of Mobile Networks and Applications*, Springer, Vol. 26, pp. 1300 – 1310, 2021, <https://doi.org/10.1007/s11036-021-01762-0> (SCIE, IF = 2.3, Scopus Q2, [link](#)).

TCQT-6. Vo Thi Hong Tuyet, Nguyen Thanh Binh, Dang Thanh Tin, "A Deep Bottleneck U-Net Combined With Saliency Map For Classifying Diabetic Retinopathy In Fundus Images," *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE)*, Vol. 18, No. 2, 2022 (ESCI, IF = 1.7, Scopus Q2, [link](#))

TCQT-7. Vo Thi Hong Tuyet, Nguyen Thanh Binh and Dang Thanh Tin, "Improving the Curvelet Saliency and Deep Convolutional Neural Networks for Diabetic Retinopathy Classification in Fundus Images," *Engineering Technology and Applied Science Research*, Vol. 12, No. 1, pp. 8204–8209, 2022 <https://doi.org/10.48084/etasr.4679> (ESCI, JCI = 0.48, Scopus Q2, [link](#))

TCQT-8. Vo Thi Hong Tuyet, Nguyen Thanh Binh, “Melanoma Classification via Hybrid Saliency and Conditional Random Field with Bottleneck to Optimize DeepLab,” *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE)*, Vol. 19, No. 10, pp. 140 – 155, 2023, <https://doi.org/10.3991/ijoe.v19i10.39721> (ESCI, IF = 1.7, Scopus Q2, [link](#))

TCQT-9. Vo Thi Hong Tuyet, Nguyen Thanh Binh, Dang Thanh Tin, "Predicting diabetic macular edema in retina fundus images based on optimized deep residual network techniques on medical internet of things", *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, IOS Press, Vol. 46, No. 1, pp. 105 - 117, 2024, doi:10.3233/JIFS-234649 (**SCIE, IF = 1.7, Scopus Q3, [link](#)**).

TCQT-10. Vo Thi Hong Tuyet, Nguyen Thanh Binh, "Polyp segmentation based on convolutional neural network for saliency in wavelet domain," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2024, (**SCIE, IF = 1.7, Scopus Q3**) (**under review**).

KỸ YẾU HỘI NGHỊ QUỐC TẾ

HNQT-2. Nguyen Thanh Binh, **Vo Thi Hong Tuyet**, Nguyen Mong Hien and Nguyen Thanh Thuy, "Retinal vessels segmentation by improving salient region combined with sobel operator condition," *The 6th International conference on Future Data and Security Engineering 2019 (FDSE)*, Springer, Vol. 11814, pp 608 – 617, 2019, https://doi.org/10.1007/978-3-030-35653-8_39 (**Scopus, [link](#)**)

HNQT-3. **Vo Thi Hong Tuyet** and Nguyen Thanh Binh, "Improving Morphology and Recurrent Residual Refinement Network to Classify Hypertension in Retinal Vessel Image," *7th EAI International Conference on Nature of Computation and Communication*, Springer, Vol. 408, pp. 20 - 31, 2022, https://doi.org/10.1007/978-3-030-92942-8_2 (**Scopus, [link](#)**)

CHƯƠNG 1 GIỚI THIỆU

1.1 Giới thiệu đề tài

Một trong các giải pháp cốt lõi cho quá trình phân vùng ảnh y khoa là xác định khu vực có sự hiện diện của đối tượng. Bản đồ vùng nổi bật thể hiện khả năng phân chia cấp độ quan trọng của từng điểm ảnh so với tổng thể đối tượng, các đặc trưng cần thiết (màu sắc, cường độ, kết cấu,...) được tận dụng triệt để, làm cơ sở phân vùng và nhận dạng đối tượng. Bên cạnh đó, sơ đồ đặc trưng chiết xuất được từ các mô hình máy học đã và đang có ứng dụng khả quan trong bài toán xác định đối tượng. Từ những phân tích trên, chúng ta nhận thấy: nếu áp dụng mô hình máy học/ học sâu trên vùng nổi bật hoặc dự đoán vùng nổi bật là một cách tiếp cận phù hợp và đầy triển vọng. Tuy nhiên, hướng tiếp cận này sẽ tồn đọng hai vấn đề sau:

- (i) *Một là vùng nổi bật trên ảnh y khoa được xác định dựa trên những tham số và tiêu chí nào?*
- (ii) *Hai là sự cải thiện kết quả vùng nổi bật sẽ hỗ trợ kết quả của các mô hình phân vùng, phân lớp trong hệ thống y tế thông minh ra sao?*

Xuất phát từ những vấn đề còn tồn tại nêu trên, phân vùng đối tượng trong ảnh y khoa dựa trên các đặc trưng trong khu vực nổi bật và các đặc trưng chiết xuất đang trở thành một trong các hướng nghiên cứu đầy triển vọng và thách thức. Nghiên cứu được thực hiện với mong muốn góp phần phân đoạn và xác định khu vực đối tượng trong ảnh y khoa. Phương pháp đề xuất của luận án dựa trên nguyên lý ba mô hình xử lý: *mô hình tính toán toán học, mô hình xử lý thị giác máy tính và mô hình máy học/ học sâu*. Bằng việc linh hoạt phối hợp các mô hình này, luận án đã đề ra hai định hướng nghiên cứu chính để giải quyết mục tiêu đề ra: *dùng vùng nổi bật làm đầu vào cho mô hình học chiết xuất đặc trưng và dùng bản đồ đặc trưng dự đoán vùng nổi bật*. Ngoài ra, kết quả nghiên cứu còn nhằm hỗ trợ, ứng dụng trên các hệ thống y tế hiện đại một cách chính xác và nhanh chóng trong quá trình chẩn đoán và điều trị bệnh lý.

1.2 Mục đích, đối tượng nghiên cứu của luận án

Luận án tập trung nghiên cứu đối tượng chính là vùng nổi bật trong ảnh y khoa dựa trên các siêu điểm ảnh hoặc các đặc trưng chiết xuất được từ các mô hình máy học. Luận án bao gồm 2 mục tiêu chính nhằm giải quyết hai vấn đề trên:

Thứ nhất, luận án xác định các tiêu chí để xác định vùng nổi bật trên ảnh y khoa. Mục tiêu cụ thể ở giai đoạn tiền xử lý dữ liệu ảnh: thực hiện cải thiện độ mịn dữ liệu (smoothing) và tính toán giá trị vector đặc trưng để phân chia cấp độ nổi bật. Mục tiêu này giải quyết vấn đề thứ nhất còn tồn tại. Tuy nhiên, thách thức ở mục tiêu này là phải tránh làm mất mát thông tin qua quá trình thích nghi các ngưỡng lọc.

Thứ hai, luận án tập trung nghiên cứu các hình thái học, mô hình học để chiết xuất đặc trưng và cải thiện kết quả tìm vùng nổi bật bằng biến đổi đặc trưng hoặc

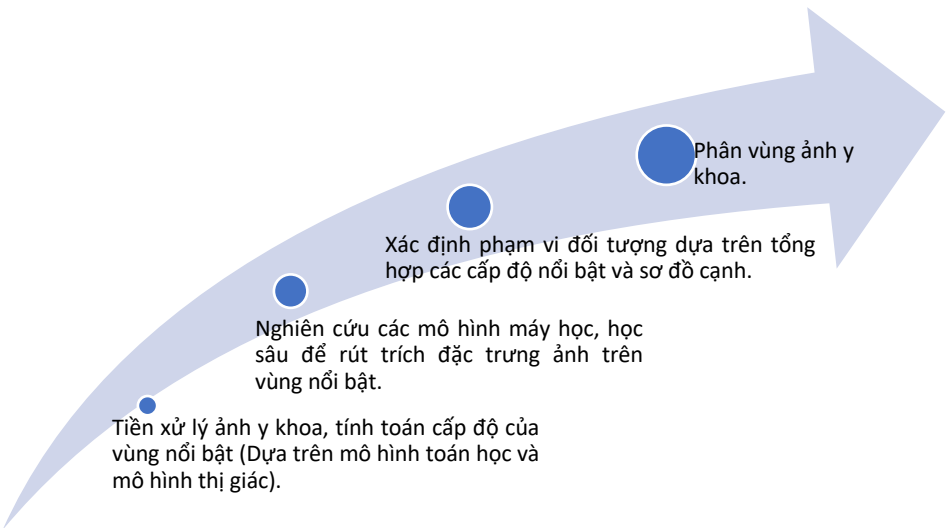
học sâu cho đặc trưng, nhằm phục vụ trong các hệ thống phân vùng ảnh y khoa. Mục tiêu này giải quyết vấn đề thứ hai. Thách thức của mục tiêu này là phải tận dụng được các yếu tố liên đới của từng điểm ảnh để xác định vùng nổi bật đúng nhằm phân đoạn chính xác.

1.3 Giới hạn nghiên cứu

Luận án chỉ tập trung nghiên cứu việc lựa chọn vùng nổi bật trên các dạng ảnh y khoa: X-Quang, CT (Computed Tomography Scan) và MRI (Magnetic Resonance Imaging). Từ kết quả vùng nổi bật xác định, tiến hành tổng hợp kết quả phân vùng ảnh chứ không hỗ trợ nhận dạng hay theo vết chuỗi hành động. Đồng thời, định hướng nghiên cứu tập trung sử dụng các hình thái học và mô hình máy học để lựa chọn mức độ nổi bật trên các điểm ảnh trong ảnh y khoa. Những nội dung nghiên cứu này giúp giải quyết được cho hai vấn đề đã đặt ra. Bên cạnh đó, đề tài tập trung vào việc đánh giá và so sánh kết quả bằng các yếu tố định lượng về chất lượng phân vùng; không đánh giá yếu tố thời gian thực thi của các mô hình khi tiến hành so sánh kết quả thực nghiệm.

1.4 Phương pháp nghiên cứu

Quá trình thực hiện luận án theo lộ trình các giai đoạn của phương pháp nghiên cứu như sau:



Hình 1.1 - Quá trình nghiên cứu thực hiện luận án.

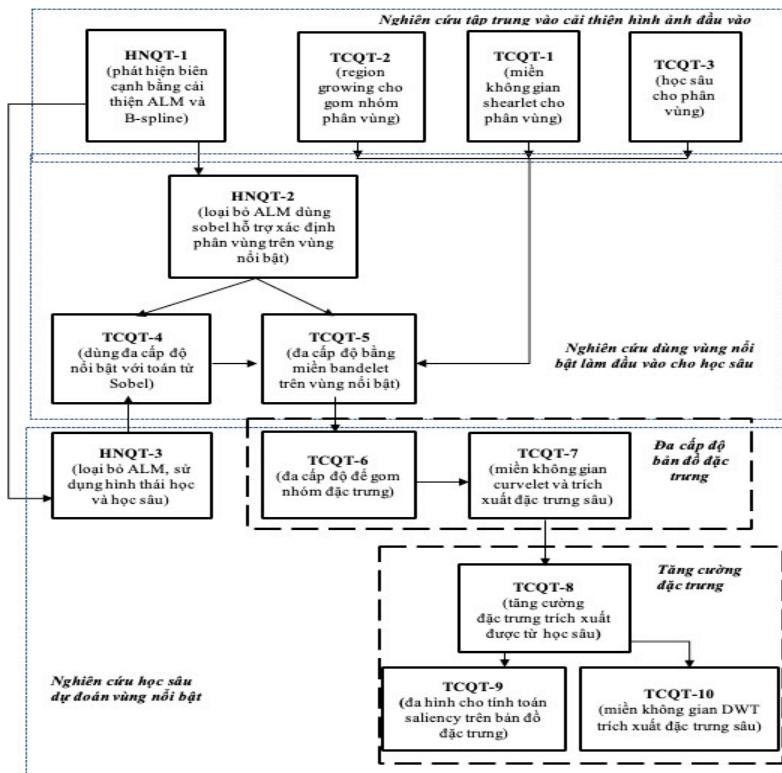
1.6 Ý nghĩa thực tiễn, các đóng góp khoa học của luận án

Luận án đã thực hiện được bốn đóng góp chính vào thực tiễn như sau:

- **Thứ nhất**, luận án đã xác định các tham số để tự động tính toán vùng nổi bật dựa trên nguyên lý mô hình toán học, làm cơ sở cho quá trình lựa

chọn đặc trưng và cách thức cho các bài toán phân vùng trong thị giác máy tính.

- **Thứ hai**, luận án đã cải thiện kết quả phân vùng nổi bật bằng bản đồ đặc trưng thu được từ đa cấp độ học sâu. Điều này làm đa dạng hơn quá trình đa cấp độ học sâu so với các phương pháp truyền thống trước đây dựa trên việc vận hành mô hình xử lý thị giác máy tính linh hoạt giữa quy trình trước và sau so với mô hình toán học cùng mô hình học máy.
- **Thứ ba**, luận án đã tăng cường và tối ưu bản đồ đặc trưng để dự đoán vùng nổi bật hỗ trợ phân vùng ảnh bằng cách vận dụng hệ thống học tăng cường và học song song kết hợp với hệ số của các phép biến đổi không gian. Nguyên lý của đóng góp này chủ yếu tập trung dựa vào mô hình máy học và linh hoạt kết hợp với các mô hình còn lại.
- **Thứ tư**, luận án nghiên cứu phát triển kết quả phân vùng trên bản đồ nổi bật trong các hệ thống khác như: truy vấn ảnh y khoa, phân lớp và phát hiện các bất thường trên ảnh y khoa. Bên cạnh đó còn kết hợp với hệ thống Internet vạn vật trong các hệ thống y tế thông minh.



Hình 1.2 - Quá trình phát triển các đóng góp nghiên cứu trong luận án (HNQT: bài báo Hội Nghị Quốc Tế, TCQT: bài báo Tạp Chí Quốc Tế)

Với các công trình đã công bố, quá trình nghiên cứu, đóng góp khoa học và thực tiễn của luận án được nêu cụ thể như hình 1.2 và bảng 1.1.

Bảng 1.1 Tổng quát chung đóng góp của luận án tương ứng các định hướng nghiên cứu

<p>Đóng góp khoa học thứ nhất:</p> <p><i>Tham số cho vùng nổi bật hỗ trợ lựa chọn đặc trưng theo nguyên lý mô hình tính toán toán học.</i></p>	<p>Đóng góp khoa học thứ hai:</p> <p><i>Đa cấp độ bản đồ đặc trưng bằng vùng nổi bật hoặc học sâu theo nguyên lý vận hành mô hình xử lý thị giác máy tính linh hoạt giữa quy trình trước và sau so với mô hình toán học và mô hình học máy.</i></p>	<p>Đóng góp khoa học thứ ba:</p> <p><i>Tăng cường và tối ưu bản đồ đặc trưng để dự đoán vùng nổi bật theo nguyên lý tập trung vào mô hình học máy và linh hoạt kết hợp với các mô hình còn lại.</i></p>	<p>Đóng góp khoa học thứ tư:</p> <p><i>Phát triển kết quả bản đồ nổi bật cho các hệ thống tự động khác.</i></p>
<ul style="list-style-type: none"> • Toán tử và học sâu thiết lập cụm trung tâm. • Tính toán siêu điểm ảnh tạo điểm hạt giống. Quá trình tính toán điểm trung tâm theo cơ chế cập nhật liên tục. <p>⇒ Luận án đã cung cấp các tham số xác định cụm trung tâm bằng của số trượt và khái niệm siêu điểm ảnh để phân chia giá trị cụm đã góp phần đánh giá hệ số ảnh hưởng lên bản đồ nổi bật cho mô hình học.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Đa cấp độ vùng nổi bật bằng toán tử. • Đa cấp độ vùng nổi bật bằng miền không gian. <p>⇒ Luận án đã đa cấp độ bản đồ đặc trưng bằng cách phân chia vùng nổi bật theo toán tử, miền không gian (phép biến đổi) kèm với việc tăng khả năng chính xác của vùng nổi bật bằng trạng thái làm mịn của các giải thuật theo mô hình toán học. Kiểm chứng các trạng thái khác nhau của kết quả tiền xử lý dữ liệu cho việc lựa chọn vùng nổi bật.</p>		<ul style="list-style-type: none"> • Phân loại bệnh cao huyết áp trên ảnh võng mạc mắt. • Hệ thống phân đoạn ảnh võng mạc mắt. • Hệ thống truy vấn ảnh y khoa tự động. • Phân loại bệnh tiêu đường trên ảnh võng mạc mắt. • Phân loại khối u ác tính. • Hệ thống y khoa IoT dự đoán phù hoàng điểm. • Phân đoạn khối u polyp. <p>⇒ Luận án đã phát triển vùng nổi bật phân đoạn ảnh y khoa và kiểm chứng kết quả cho các hệ thống y khoa tự động.</p>
	<ul style="list-style-type: none"> • Hình thái học đa cấp độ cho học sâu. • Đa cấp độ cho dự đoán bản đồ đặc trưng từ hệ thống mã hóa – giải mã. 	<ul style="list-style-type: none"> • Tối ưu bản đồ đặc trưng với thắt nút cổ chai. • Tăng cường bản đồ đặc trưng bằng mã hóa tích chập và thắt nút cổ chai. 	

	<ul style="list-style-type: none"> • Đa cấp độ bởi miền không gian và hệ số biến đổi phục vụ tái tạo, dự đoán vùng nổi bật. <p>⇒ Đa cấp độ bản đồ đặc trưng để xác định vùng nổi bật bằng học sâu và hình thái học đa cấp độ. Quá trình đa dạng đi kèm yếu tố hình thái học và ý nghĩa hệ thống mã hóa – giải mã cho việc lựa chọn kết quả phân vùng. Đây là thể hiện của sự kết hợp linh hoạt trước và sau giữa mô hình tính toán toán học và học máy.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Điểm neo và hộp giới hạn để tối ưu bản đồ đặc trưng thay vì sử dụng cơ chế thắt nút cổ chai cho các véc-tơ đặc trưng đầu ra. • Học bổ sung cho quá trình chiết xuất đặc trưng, phát triển sự so trùng và học tăng cường cho kết quả chiết xuất. <p>⇒ Luận án kiểm chứng quá trình học bổ sung trên các mô hình học nhằm tối ưu đặc trưng. Đồng thời kiểm chứng sự linh hoạt kết hợp giữa các mô hình theo nguyên lý ba mô hình đã trình bày ở trên.</p>	
--	--	--	--

CHƯƠNG 2 CƠ SỞ KHOA HỌC VÀ CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

2.1 Khái niệm vùng nổi bật cho phân vùng ảnh

Mục tiêu của bản đồ khu vực nổi bật (Salient region map - SRM) là xây dựng cấu trúc các đặc trưng của đối tượng dựa vào sự chênh lệch đặc trưng giữa các điểm ảnh (SALS).

$$SALS(I_k) = \sum F_n \times |I_k - I_n| \quad (2.1)$$

trong đó, I_k, I_n là giá trị của điểm ảnh I trong phạm vi $[0, 255]$ dành cho ảnh đủ kênh màu và phạm vi $[0, 1]$ dành cho ảnh y khoa chỉ có kênh màu xám mà phương pháp đề xuất của luận án đã thực hiện; n là số điểm ảnh trong khung; F_n là tần số của I_n và tính toán trung tự với khoảng cách màu. Bản đồ SRM là một bản đồ rời rạc và được gom lại theo các cấp độ như sau:

$$R(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } 0 \leq SALS(x) < \frac{255}{K} \times 1 \\ \frac{255}{K-1} & \text{if } \frac{255}{K} \times 1 \leq SALS(x) < \frac{255}{K} \times 2 \\ \vdots & \\ \vdots & \\ 255 & \text{if } \frac{255}{K} \times (K-1) \leq SALS(x) < \frac{255}{K} \times K \end{cases} \quad (2.2a)$$

và

$$R(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } 0 \leq SALS(x) < \frac{1}{K}, K \geq 2 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.2b)$$

trong đó, $R(x)$ là cấp độ nổi bật tại pixel x trong bản đồ vùng của ảnh, $SALS(x)$ là giá trị độ nổi bật tại pixel x và số mức là K . Kết quả của bản đồ vùng nổi bật dựa trên kết quả của bước tiền xử lý dữ liệu đầu vào. Phân vùng ảnh dựa trên các vùng nổi bật đã đưa vào sẽ phức tạp hơn so với đầu vào là ảnh gốc. Lúc này các mức độ của SRM sẽ lần lượt được chiết xuất đặc trưng để phân vùng.

Vì vậy, vùng nổi bật là bản đồ các phân vùng được xác định dựa trên khả năng phân chia cấp độ tại từng vị trí điểm ảnh so với mức độ trung tâm. Bên cạnh đó khái niệm cấp độ chia phân vùng còn phụ thuộc vào số mức K của các phép biến đổi hay phân rã dữ liệu đầu vào. Mặt khác, vùng nổi bật chỉ sẽ cung cấp K vùng cho việc tổng hợp và lựa chọn phân vùng ảnh duy nhất trong kết quả đầu ra cho hệ thống.

2.2 Các vấn đề rút ra được từ các công trình nghiên cứu liên quan

Từ các công trình nghiên cứu liên quan trong luận án, các vấn đề luận án rút ra được bao gồm:

- Sự đa dạng trong miền tổ chức không gian đầu vào của ảnh.
- Đa cấp độ phân chia khu vực đối tượng nên được tận dụng triệt để trên bản đồ đặc trưng.

- Đa cấp độ cho hệ thống mã hóa – giải mã để chiết xuất được đặc trưng sâu.

Tuy nhiên, các vấn đề vẫn chưa được nghiên cứu bao gồm:

- Giá trị hệ số biến đổi miền không gian đa tầng chưa tái sử dụng hỗ trợ quá trình chiết xuất đặc trưng và phân vùng đối tượng.
- Chưa tận dụng khu vực nổi bật từ đầu đề tập trung đối tượng cần thiết (vốn rất hữu ích với ảnh y khoa).
- Hệ thống mô hình học song song chưa được áp dụng trong hầu hết các mô hình học chiết xuất đặc trưng phân vùng.

Dựa vào các phân tích ở trên, luận án đã tiến hành đề xuất định hướng giải quyết cho phân vùng ảnh dựa trên vùng nổi bật.

CHƯƠNG 3 MÔ HÌNH ĐỀ XUẤT XÁC ĐỊNH VÙNG NỔI BẬT

3.1 Các cách tiếp cận xác định vùng nổi bật hỗ trợ phân vùng ảnh y khoa

Vùng nổi bật của ảnh xuất phát từ vị trí điểm hạt giống hoặc xác định tự động trên toàn cục ảnh. Để giải quyết hai vấn đề đã đặt ra, luận án đã tiếp cận bằng hai hình thức dưới đây:

(i) Dùng vùng nổi bật để phân chia cấp độ và hỗ trợ chiết xuất đặc trưng.

Lựa chọn định hướng này cần tập trung vào việc xác định kích thước superpixels cho việc lựa chọn gom nhóm các cấp độ.

(ii) Dùng các mô hình học lựa chọn các cấp độ đặc trưng.

Lựa chọn định hướng này sự kế thừa và phát triển các mô hình học phải thật sự cân nhắc các yếu tố như: tăng cường cải thiện tham số đầu vào cho quá trình học để chiết lọc các đặc trưng tiêu biểu, đồng thời bổ sung các điều kiện lựa chọn điểm trung tâm trên tập đặc trưng phù hợp.

Hai định hướng được cụ thể hóa nguyên lý như bảng bên dưới:

Bảng 3.1 Định hướng nghiên cứu cụ thể hóa từ nguyên lý mô hình

Mô hình/ Định hướng	Mô hình tính toán toán học	Mô hình xử lý thị giác máy tính	Mô hình học máy
Định hướng 1: Nghiên cứu vùng nổi bật để phân chia hỗ trợ trích xuất đặc trưng.	Xử lý theo tiên xử lý đầu vào bằng cơ chế hình thái học, làm mịn và phép biến đổi không gian.	Biến đổi, cân bằng thông tin dữ liệu thị giác để xác định bản đồ vùng nổi bật.	Vùng nổi bật làm đầu vào đa cấp độ cho mô hình học máy.
Định hướng 2: Nghiên cứu các mô hình học để lựa chọn các cấp độ đặc trưng.	Tiên xử lý hình thái học và làm mịn.	Vùng nổi bật tham gia trước và sau quá trình chiết xuất đặc trưng.	Vùng nổi bật được dự đoán độc lập linh hoạt bằng: đặc trưng từ mô hình học sâu hoặc vùng nổi bật làm đầu vào cho quá trình chọn lựa đặc trưng.

3.2 Cơ sở khoa học của hướng tiếp cận vùng nổi bật hỗ trợ quá trình chiết xuất đặc trưng phân vùng (hướng tiếp cận thứ nhất)

Quá trình kiểm chứng theo trình tự:

- *Công bố khoa học [HNQT-1]*: Sử dụng phép biến đổi cực tiểu hóa miền không gian để cải thiện chất lượng ảnh bằng Augmented Lagrangian method (ALM). Sau đó, B-spline được dùng để tính toán khoảng cách giữa các cạnh trên hệ số ALM. Kết quả cho thấy: việc tận dụng khoảng cách giữa các cạnh sẽ phụ thuộc vào quá trình cải thiện chất lượng điểm ảnh trong miền không gian.
- *Công bố khoa học [TCQT-1]*: Quá trình chiết xuất đặc trưng của ảnh phục vụ cho bài toán truy vấn ảnh y khoa đã được hiện thực trong miền

không gian shearlet. Nghiên cứu này hiện thực phép biến đổi trong miền không gian hỗ trợ tốt cho quá trình chiết xuất đặc trưng cục bộ cho đối tượng cần xác định.

- *Công bố khoa học [TCQT-2]*: Quá trình phân vùng ảnh được hiện thực theo hình thái region growing để gom nhóm các phân vùng. Kết quả của bài toán này không những thể hiện sự lệ thuộc và tầm quan trọng vào điểm hạt giống (seed point) trong quá trình phát triển phân vùng, mà còn thể hiện tác dụng của việc lựa chọn điểm trung tâm để hỗ trợ gom cụm cho các phương pháp phát triển vùng đa cấp độ.
- *Công bố khoa học [TCQT-3]*: Mạng lưới tích chập FCN (Fully convolutional neural) được sử dụng để tìm bản đồ đặc trưng. Sau đó cải thiện kết quả phân vùng bằng cực tiểu hóa năng lượng khoảng cách giữa các cạnh cong. Kết quả thực nghiệm tạo tiền đề cho việc kết hợp quá trình tối ưu bản đồ đặc trưng thu được từ học sâu bằng khoảng cách trung tâm giữa các cụm.

3.3 Cơ sở khoa học của hướng tiếp cận dùng bản đồ đặc trưng xác định vùng nổi bật (hướng tiếp cận thứ hai)

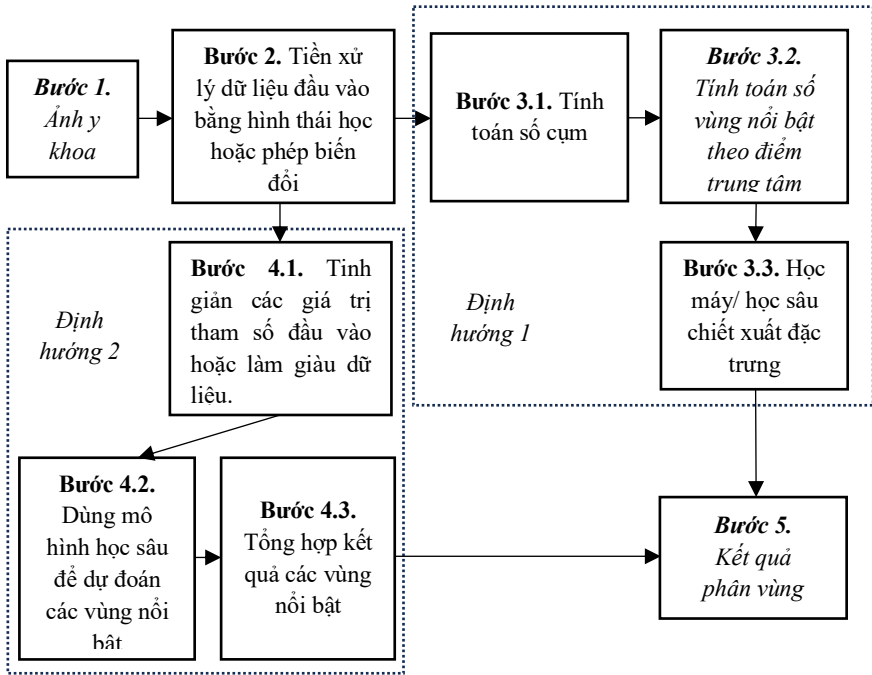
Trong phương pháp đề xuất tại công trình [HNQT-3], việc cải thiện hệ thống R3Net (Recurrent Residual Refinement Network) bằng hình thái học để xác định vùng nổi bật khi phân đoạn và áp dụng kết quả này cho phân loại bệnh cao huyết áp trên ảnh võng mạc mắt.

Các phương pháp đã công bố tạo cơ sở thực nghiệm cho việc phát triển hai định hướng xử lý của luận án nhằm đáp ứng mục tiêu đề tài đặt ra.

3.4 Phương pháp đề xuất tổng quát

Trình tự thực hiện nghiên cứu ở từng định hướng tuần tự theo các bước:

- Định hướng 1 (các bước 3.1, 3.2 và 3.3): tính toán số cụm để xác định các trung tâm cụm. Sau đó, tính toán vùng nổi bật theo các điểm trung tâm này. Từ đó, dùng đầu vào là các vùng nổi bật đã được tính để làm dữ liệu cho mô hình học máy hoặc học sâu chiết xuất đặc trưng tìm phân vùng.
- Định hướng 2 (các bước 4.1, 4.2 và 4.3): tính toán các giá trị tham số đầu vào hoặc làm giàu dữ liệu cho quá trình học được nhiều tính năng hơn. Sau đó dùng mô hình học sâu dự đoán vùng nổi bật (cách thức sử dụng các mô hình học sâu cần đa dạng hóa từ cách tổ chức đến nguyên lý song song/ bổ sung). Bước cuối cùng là tổng hợp các vùng nổi bật thu được để có kết quả phân vùng.



Hình 3.1 – Phương pháp đề xuất tổng quát cho luận án.

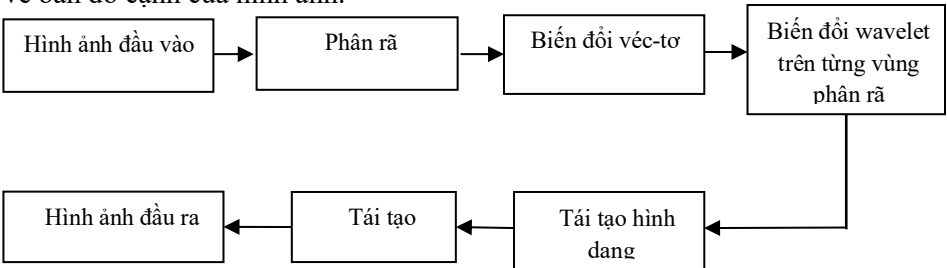
CHƯƠNG 4 PHÂN CHIA VÙNG NỔI BẬT HỖ TRỢ TRÍCH XUẤT ĐẶC TRƯNG

Chương này thực hiện các nghiên cứu làm rõ các vấn đề xác định các tham số đầu vào của quá trình trích xuất đặc trưng phân vùng ảnh chịu tác động thế nào từ vùng nổi bật. Đây là định hướng thứ nhất của luận án: *dùng vùng nổi bật để trở thành tham số đầu vào cho quá trình trích xuất đặc trưng phân vùng ảnh y khoa*. Ba phương pháp thực hiện cho định hướng này xoay quanh các bước 3.1, 3.2 và 3.3 ở hình 3.1.

Việc tổ chức không gian đầu vào cho quá trình trích xuất đặc trưng gồm: hình thái học, bộ lọc, ngưỡng và miền không gian. Tuy nhiên, các yếu tố này bị chi phối bởi toàn cục ảnh và hoàn toàn rời rạc với quy trình xác định đặc trưng sau đó. Bên cạnh đó, việc tận dụng siêu điểm ảnh trong các nghiên cứu đầu vào chỉ tập trung vào giá trị cứng và không linh hoạt theo các phạm vi cục bộ đối tượng. Vì vậy sẽ rất khó xác định được mức độ ảnh hưởng và chi phối của vùng nổi bật vào phân vùng ảnh

4.1 Tiền xử lý dữ liệu và phân chia vùng nổi bật bằng phép biến đổi

Ảnh y khoa góp phần quan trọng giúp bác sĩ xác định những bất thường trên cơ thể bệnh nhân. Các chi tiết trên ảnh y khoa có thể là ảnh của từng bộ phận hoặc cơ quan nội tạng. Trong đó, mạch máu và cơ mô sẽ được cùng hiển thị. Kích thước của các đối tượng này khác nhau. Phép biến đổi ảnh trong miền không gian, được luận án áp dụng ở giai đoạn này là phép biến đổi bandelet, được thể hiện bởi hai giai đoạn chính: phân rã và tái tạo. Hình thái làm việc của từng giai đoạn ứng với quá trình tính toán cấp độ cho ảnh đầu vào và trả về kích cỡ ban đầu với hình đầu ra. Quá trình này được mô tả ở hình 4.1. Trong đó, sau khi phân rã, từng biến đổi véc-tơ và thực hiện biến đổi wavelet sẽ thực hiện trên từng cấp độ hiện tại. Thuộc tính của miền bandelet theo từng tỷ lệ và hướng tuân theo mô hình cây tứ phân. Hình thái hình học của các véc-tơ cung cấp thông tin hữu ích về bản đồ cạnh của hình ảnh.



Hình 4.1 – Biến đổi bandelet trên hình ảnh y khoa tại phương pháp SBCNNM.

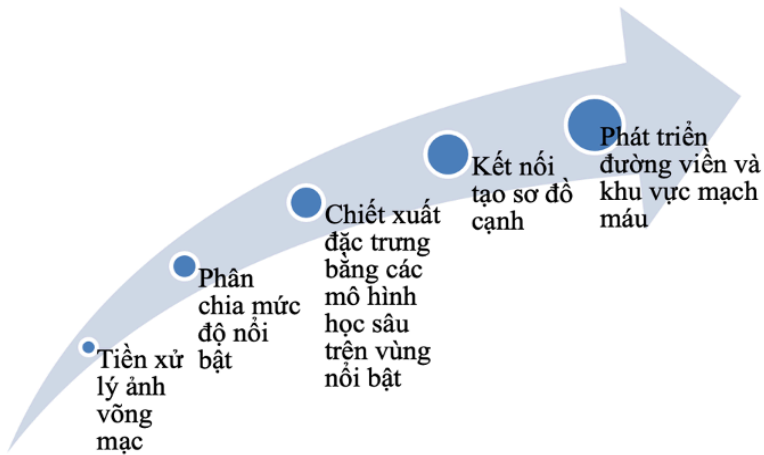
4.2 Phân chia vùng nổi bật trên khu vực cục bộ

Các bước đã trình bày tại mục 4.1 thể hiện tiền xử lý dữ liệu đầu vào bằng phép biến đổi bandelet trên toàn cục ảnh, và sau đó lựa chọn từng miền bandelet trở

thành một khu vực gọi là một cụm siêu điểm ảnh. Một trạng thái khác cho quá trình lựa chọn này được luận án thực hiện là tiền xử lý đầu vào trên cục bộ ảnh, quá trình này dựa trên siêu điểm ảnh cố định để lựa chọn số lượng vùng nổi bật. Chi tiết trên cục bộ ảnh được luận án tiến hành trên một hộp khu vực, được tạo bằng hai điểm tự chọn từ giao diện đồ họa ứng dụng hiển thị ảnh y khoa. Đây là cách tiếp cận của phương pháp SSuM và SCNNM. Ảnh y khoa được thực hiện chọn cục bộ là ảnh võng mạc mắt.

4.3 Phân vùng ảnh y khoa dựa vào CNN trên vùng nổi bật

Sử dụng phép biến đổi (như mục 4.1) hay siêu điểm ảnh kết hợp toán tử Sobel (như mục 4.2) đều thu được kết quả là bản đồ các vùng nổi bật. Sau đó, các cấp độ nổi bật này trở thành đầu vào mạng nơ-ron tích chập CNN (Convolutional neural network) chiết xuất đặc trưng và tổng hợp bản đồ đặc trưng cho dự đoán phân vùng. Có thể tóm tắt quy trình thực hiện tổng quát theo hình bên dưới.



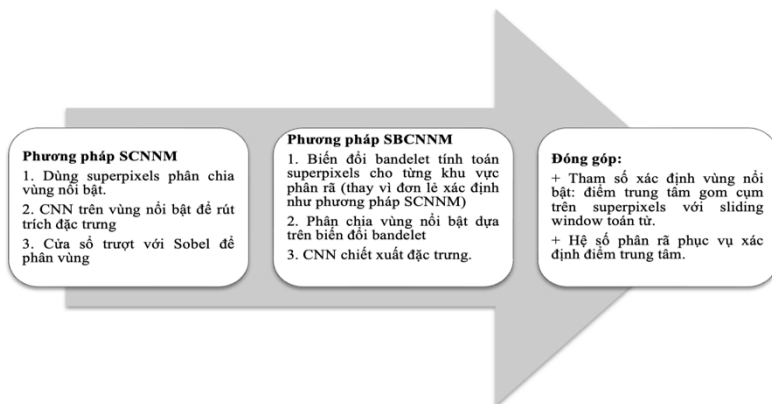
Hình 4.2 – Quá trình tổng quát cho phân vùng ảnh y khoa dựa trên CNN trên vùng nổi bật.

Mỗi cấp độ của bản đồ cạnh nổi bật sẽ được CNN trích xuất đặc trưng. Tuy nhiên, kết quả của việc trích xuất đối tượng toàn cục tạo ra các thành phần liên tục nhau.

4.4 Tổng kết

Quá trình đề xuất và thực nghiệm của định hướng thứ nhất có thể tóm tắt lại như hình dưới đây. Tuy nhiên, định hướng này cho thấy việc chỉ sử dụng cấp độ vùng nổi bật làm đầu vào cho mô hình học mà không tham gia vào quá trình trích xuất đặc trưng ở phía sau sẽ làm rời rạc đi ý nghĩa nổi bật của từng khu vực. Bởi các mô hình học sẽ dễ dẫn đến bão hòa các giá trị nổi bật trong toàn khu vực trích

xuất đặc trưng. Chính vì vậy, định hướng nghiên cứu thứ hai của luận án tiếp tục tận dụng tính chất này để phát triển.



Hình 4.3 - Tổng quan đóng góp của định hướng nghiên cứu thứ nhất vào các đóng góp khoa học của luận án.

CHƯƠNG 5 ĐA CẤP ĐỘ VÀ TĂNG CƯỜNG ĐẶC TRƯNG DỰ ĐOÁN VÙNG NỔI BẬT

Định hướng thứ hai của luận án là *sử dụng các mô hình học sâu để trích xuất đặc trưng hỗ trợ dự đoán các vùng nổi bật*. Dựa vào các đặc trưng này để hỗ trợ xác định vùng khác biệt trên ảnh nhằm kết hợp các mức độ vùng nổi bật thành kết quả phân vùng ảnh. Định hướng tập trung vào việc lựa chọn và xây dựng các mô hình học tận dụng quá trình mã hóa và giải mã để trích xuất đặc trưng và trở thành tiêu chí cho việc lựa chọn vùng nổi bật. Các phương pháp thực hiện cho định hướng này xoay quanh các bước 4.1, 4.2 và 4.3 ở hình 3.1.

5.1 Cải thiện các giá trị tham số đầu vào cho mô hình học

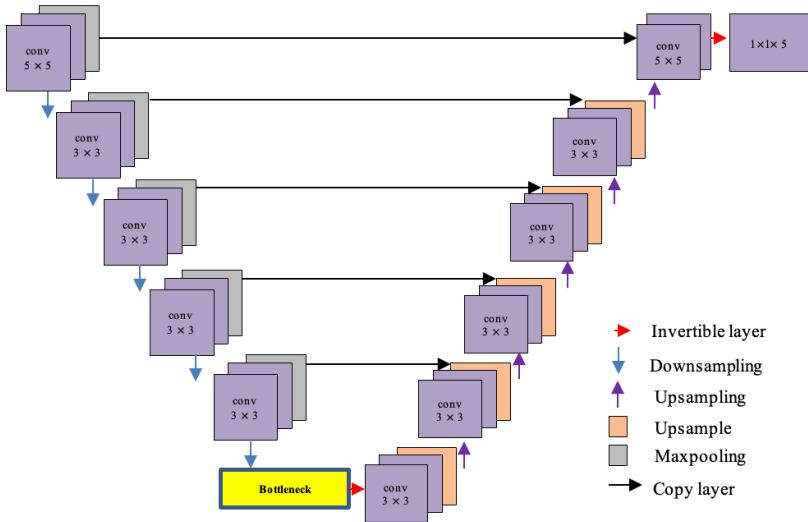
Đây là bước 2 của quá trình đề xuất tổng quát. Tương tự như ở định hướng 1, định hướng 2 vẫn tiến hành tiền xử lý dữ liệu đầu vào bằng các cơ chế phân chia hình thái học hoặc phép biến đổi. Mục tiêu của toàn bộ bước 2 và bước 4.1 trong hình 3.1 tại chương 3 là trình bày yếu tố cải thiện chất lượng tham số đầu vào của ảnh y khoa cho mô hình học sâu. Ngưỡng và bộ lọc là các yếu tố quan trọng. Trong một số nghiên cứu, tất cả các phép biến đổi như chuẩn hóa, tăng cường,... sẽ giữ thông tin quan trọng đối với đầu vào của bước dưới đây. Vì vậy, khái niệm siêu điểm ảnh được sử dụng. Tuy nhiên, siêu điểm ảnh hiếm khi được sử dụng trong đầu vào của mô hình học vì hai lý do:

- (i) Lớp tích chập ban đầu, là thành phần quan trọng của mô hình, được xác định trên lưới và bị giới hạn ở các siêu điểm ảnh không đều.
- (ii) Các siêu điểm ảnh được tính từ khối đầu tiên đến khối cuối cùng.

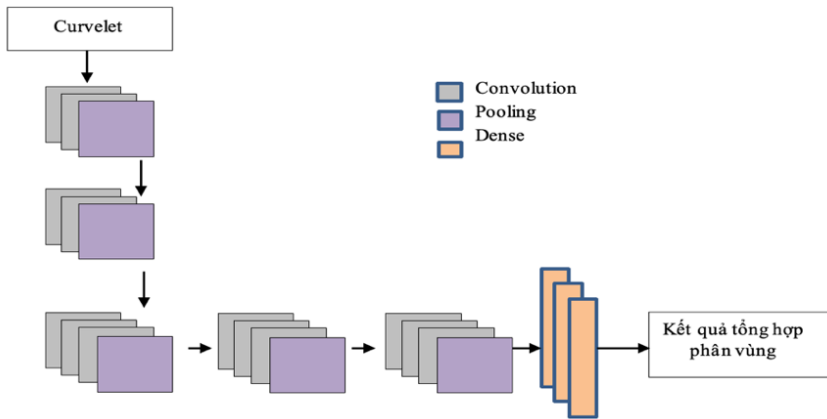
Trong quá trình nghiên cứu, luận án đã sử dụng bốn loại cải thiện chính: dựa trên độ tương phản (CLAHE), bộ lọc Gaussian, phép biến đổi curvelet và phép biến đổi DWT cho việc vừa tiền xử lý dữ liệu (bước 2 ở hình 3.1) và tinh giản các tham số đầu vào cũng như làm giàu dữ liệu cho mô hình học (bước 4.1 ở hình 3.1).

5.2 Dùng mô hình học sâu dự đoán vùng nổi bật dựa trên đa cấp độ bản đồ đặc trưng

Quá trình dự đoán vùng nổi bật dựa trên đa cấp độ bản đồ đặc trưng được đề xuất thông qua hai phương pháp: trích xuất đặc trưng với DBU-Net và VGG16 trên miền không gian curvelet.



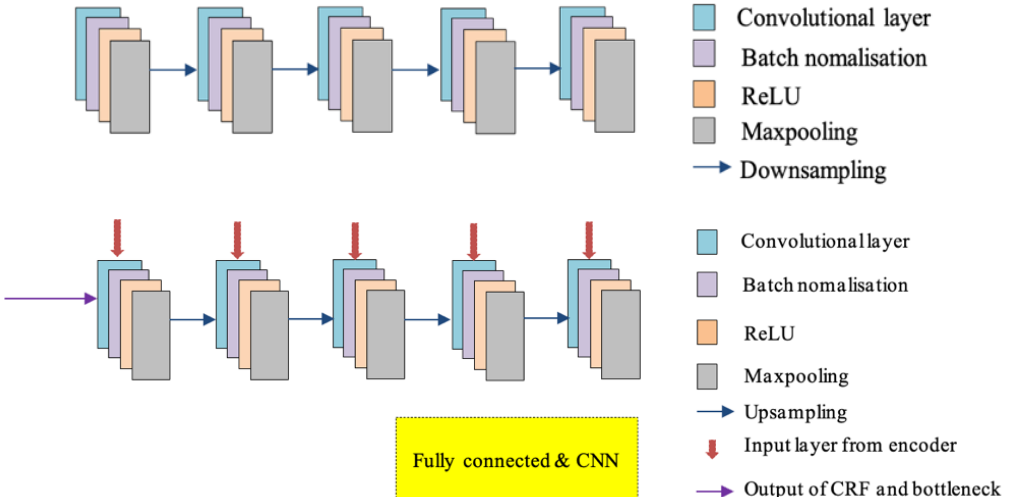
Hình 5.1 - Kiến trúc hệ thống DBU-Net cho dự đoán vùng nổi bật.



Hình 5.2 - Kiến trúc áp dụng VGG16 cho trích xuất đặc trưng trong các cấp độ nổi bật curvelet.

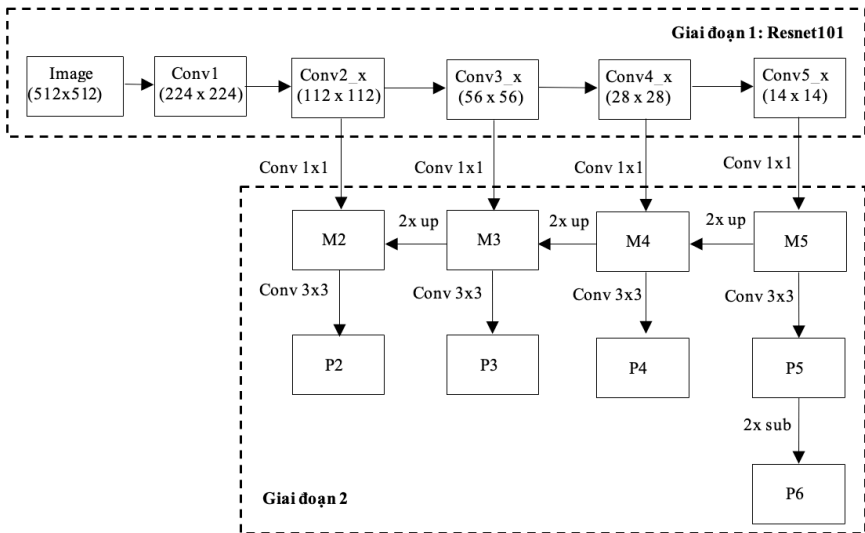
5.3 Dùng mô hình học sâu dự đoán vùng nổi bật dựa trên bổ sung bản đồ đặc trưng

Quá trình dự đoán vùng nổi bật dựa trên bổ sung bản đồ đặc trưng được đề xuất thông qua ba phương pháp: cải tiến DeepLab, cải tiến đặc trưng dạng kim tự tháp và CNN trong miền Discrete Wavelet Transform.

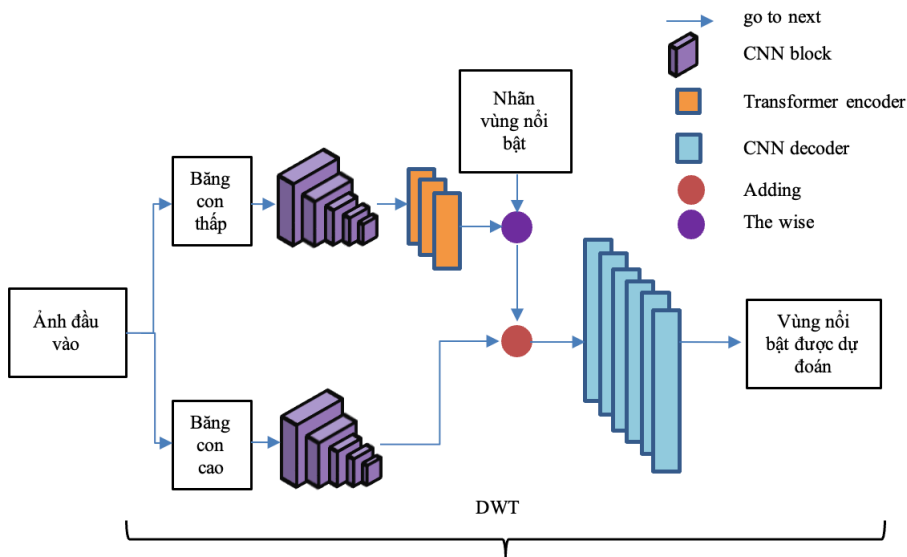


Hình 5.3 - Kiến trúc áp dụng trường ngẫu nhiên và cơ chế thắt nút cổ chai trong DeepLab.

Quá trình chiết xuất đặc trưng diễn ra ở các phương pháp đều tuân thủ cơ chế mã hóa – giải mã và phát triển bổ sung bản đồ đặc trưng dựa trên cơ chế giữ kích thước bản đồ đặc trưng tại kết quả bước mã hóa, tham gia tăng cường dữ liệu đặc trưng bằng các cơ chế học bổ sung dữ liệu thật hoặc tính toán có điều kiện trên khu vực bản đồ đặc trưng đang có. Bên cạnh đó, cơ chế học song song được phát triển bằng việc áp dụng trên từng miền cấp độ của dữ liệu đầu vào. Ở kiến trúc CNN trên miền DWT là quá trình tận dụng việc phân chia cấp độ chất lượng điểm ảnh tốt hay chưa tốt để đồng thời tham gia quá trình chiết xuất đặc trưng. Bên cạnh đó, hệ số tái tạo của miền biến đổi cũng được tận dụng để tham gia vào quá trình phục hồi lại ảnh ở giai đoạn giải mã.



Hình 5.4 - Kiến trúc áp dụng cải tiến đặc trưng kim tự tháp.



Hình 5.5 - Kiến trúc áp dụng cải tiến đặc trưng dựa trên CNN trong miền DWT.

5.4 Tổng hợp các cấp độ vùng nổi bật thành phân vùng kết quả

5.4.1. Dự đoán cấp độ nổi bật trên một bản đồ đặc trưng

Sự liên kết điểm ảnh-siêu điểm ảnh và trung tâm của các siêu điểm ảnh với v lần lặp đã được tính toán. Thuật giải dự đoán cấp độ nổi bật được thực hiện như sau:

- Input: các đặc trưng trích xuất được bởi DbU-Net.
- Output: kết quả dự đoán các cấp độ nổi bật.

Function cal PixelMap(feature extraction)

Features $\mathcal{F}_{n \times k} = \mathcal{F}(i)$

The superpixels centers S = the average features i in grid

while iteration t from 1 to v do:

The association between pixel p and uperpixels i is: $Q_{pi}^t =$

$$e^{-\|\mathcal{F}_p - S_i^{t-1}\|^2}$$

superpixels centers = \sum association

end while

return argmax (association)

End function.

Mỗi cấp độ của bản đồ nổi bật là cơ sở tính khoảng cách giữa các vectơ đặc trưng trung bình của điểm ảnh. Kết quả cuối cùng của quá trình này là các phân vùng nổi bật của ảnh y khoa thu được bởi một bản đồ đặc trưng.

5.4.2. Dự đoán cấp độ nổi bật cho kết hợp miền biến đổi

Quá trình tái tạo của phép biến đổi wavelet rời rạc với k là hệ số tái tạo ứng với mức độ phân rã đầu vào. Các hệ số không chỉ trở thành điều kiện ở mức độ nghịch đảo mà còn là giá trị cho các vùng nổi bật. Các giá trị độ nổi bật trên thang đo S và thu được từ phép tính tổng theo từng điểm. Bước này được xem xét theo cấp độ K . Giá trị cấp độ nổi bật trung bình V của r vùng áp dụng hệ số. Sau đó, dựa trên giá trị cấp độ nổi bật trung bình V , việc phân đoạn được phát hiện bằng cách so sánh để giữ lại. Sự so sánh này lớn hơn hoặc bằng V và ngược lại. Kết quả cuối cùng của quá trình này là các phân vùng nổi bật của ảnh y khoa thu được bởi nhiều bản đồ đặc trưng từ các cấp độ phân rã miền không gian.

5.4.3. Tổng hợp kết quả phân vùng ảnh y khoa từ các vùng nổi bật

Quá trình tổng hợp kết quả phân vùng ảnh y khoa từ các vùng nổi bật đã được dự đoán được tiến hành theo trình tự tổng hợp ảnh như sau:

- (i). Tìm phần giao các vùng nổi bật đã dự đoán được.
- (ii). Trong tập kết quả phép giao giữa các vùng nổi bật tính các giá trị sau để phục vụ cho quá trình tính vùng lân cận cho kết quả phân vùng cuối:
 - Giá trị trung tâm.
 - Giá trị ngưỡng = giá trị xám lớn nhất – giá trị xám nhỏ nhất.
- (iii). Tính kết quả hiệu giữa phép hợp và phép giao giữa các vùng nổi bật.
- (iv). Duyệt từng điểm (x, y) nằm trong kết quả phép hiệu. Khi đó:
 - Nếu mỗi điểm (x, y) có giá trị xám nhỏ hơn ngưỡng thì loại khỏi kết quả.
 - Ngược lại đưa điểm (x, y) vào chung với tập hợp kết quả phép giao ở bước (ii) để có kết quả phân vùng cuối cho ảnh y khoa.

5.5 Tổng kết

Quá trình đề xuất của các công bố trong chương này góp phần vào đóng góp khoa học của luận án, và có thể tóm tắt thông qua hai nghiên cứu được công bố trong

công trình [TCQT-6] và [TCQT-7] cho thấy: sự tác động từ hệ số miền không gian và giai đoạn mã hóa – giải mã có sự tham gia của đa cấp độ giúp quá trình xác định vùng nổi bật có kết quả khả quan hơn. Bên cạnh đó, một yếu tố cho thấy khả thi chính là tiền xử lý đầu vào bởi các quá trình làm mịn sẽ giúp cho chiết lọc đặc trưng tốt hơn.

Dựa vào ba phương pháp theo định hướng hai của luận án ([TCQT-8], [TCQT-9] và [TCQT-10]) là sử dụng học sâu dự đoán vùng nổi bật thì tính hợp lý khi xử lý tối ưu bản đồ đặc trưng bởi thắt nút cổ chai, atrous và “wise element” cho xác định vùng nổi bật. Bên cạnh đó, học bổ sung và mô hình học song song như DeepLab hay FPN đã cải thiện kết quả xác định vùng nổi bật. Các hệ số của phép biến đổi tham gia vào góp phần tối ưu và tăng cường khả năng tương ứng đặc trưng cho việc dự đoán vùng nổi bật.

CHƯƠNG 6 TẬP DỮ LIỆU VÀ KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM.

6.1 Tập dữ liệu mẫu

Quá trình thực nghiệm và kiểm chứng kết quả các nội dung nghiên cứu được thực hiện chủ yếu trên các tập dữ liệu: ảnh tương ứng các bộ phận cơ thể DICOM; ảnh võng mạc mắt như DRIVE, STARE, HRF, MESSIDOR, DIARETDB1; DICOM chứa khối u ác tính và lành tính ISIC; khối u polyp bao gồm Kvasir-SEG và EndoTect 2020.

6.2 Các phương pháp làm giàu dữ liệu mẫu

Các tập dữ liệu có thể làm giàu thêm số lượng nhờ các phép biến đổi và trích xuất ảnh. Các phép biến đổi như: xoay, cắt, tịnh tiến, lật có thể liệt kê ứng với các tham số mô tả như bảng 6.1 bên dưới.

Bảng 6.1 Các phép biến đổi làm giàu dữ liệu mẫu

Phép biến đổi	Mô tả
Phép xoay	Xoay ngẫu nhiên trong phạm vi $(-10^\circ, 10^\circ)$ hoặc $(-15^\circ, 15^\circ)$.
Phép cắt	Cắt ngẫu nhiên các hình ảnh có góc trong phạm vi $(-5^\circ, 5^\circ)$ hoặc $(-10^\circ, 10^\circ)$.
Phép tịnh tiến	Chuyển đổi ngẫu nhiên trong phạm vi $(-5\%, 5\%)$
Phép lật	Hình ảnh lật ngang và dọc

Bên cạnh đó, trích xuất ảnh xảy ra với tập ảnh DICOM sẽ tạo được nhiều mẫu dữ liệu. Lý do là vì loại ảnh này lưu trữ theo tình trạng mốc thời gian của từng đối tượng, lựa chọn chiết xuất khung ảnh từ tập ảnh DICOM được áp dụng trong luận án là yếu tố thời gian trung bình trong tổng số khung ảnh lưu trữ của đối tượng đó.

6.3 Kết quả thực nghiệm

Các tập dữ liệu đã liệt kê trên được dùng để thực nghiệm. Quá trình thực nghiệm kiểm chứng dựa trên các định hướng nghiên cứu đã phân chia trong phương pháp đề xuất tổng quát của luận án. Đồng thời, để kiểm chứng kết quả dùng vùng nổi bật sẽ hỗ trợ tốt cho các hệ thống y tế thông minh, quá trình kiểm chứng còn thực hiện so sánh kết quả thực nghiệm cho bài toán phân lớp, phân loại bệnh, truy vấn ảnh và hệ thống hỗ trợ IoT thông minh. Các hình thức kiểm chứng này thể hiện rõ được đóng góp thứ tư của luận án. Để đánh giá kết quả thực nghiệm, quá trình tính toán so sánh sử dụng giá trị Jaccard Index, độ chính xác trên kết quả thu được.

6.3.1. Kết quả thực nghiệm dùng siêu điểm ảnh và phép biến đổi để phân chia vùng nổi bật (định hướng nghiên cứu thứ nhất)

Kết quả của phương pháp dùng siêu điểm ảnh và toán tử Sobel (phương pháp SSuM và SCNNM) được trình bày tại bảng 6.2, bảng 6.3. Kết quả của phương pháp dùng phép biến đổi bandelet là phương pháp SBCNNM được trình bày tại bảng 6.4 với dữ liệu mẫu trên tập ảnh DICOM.

Bảng 6.2 Giá trị Jaccard Index trung bình giữa phương pháp SSuM và một số phương pháp khác

Tổng số lượng ảnh	Giá trị JI trung bình của phương pháp vùng nổi bật [41]	Giá trị JI trung bình của phương pháp phân vùng bằng Sobel [40]	Giá trị JI trung bình của phương pháp SSuM
1350 vùng tạo ra từ tập DRIVE bằng phương pháp làm giàu dữ liệu	82.07	84.15	89.43

Bảng 6.3 Giá trị Jaccard Index trung bình của SCNNM và các phương pháp khác

Số lượng vùng ảnh võng mạc mắt	Giá trị JI trung bình của phương pháp bản đồ vùng nổi bật [41]	Giá trị JI trung bình của phương pháp bằng Sobel [40]	Giá trị JI trung bình của phương pháp bằng Sobel trong vùng nổi bật [42]	Giá trị JI trung bình của phương pháp SCNNM
2540 vùng được chọn trong tập dữ liệu DRIVE bằng phương pháp làm giàu dữ liệu	83.04	86.72	88.91	90.53

Bảng 6.4 Độ chính xác và giá trị thu hồi trung bình của phương pháp SBCNNM với các phương pháp khác

	CBIR dùng moments [43]	Gabor histogram [44]	Color histogram [44]	Deep learning process [45]	Phương pháp SBCNNM
Precision (%)	32.42	34.93	35.21	36.18	38.45
Recall (%)	47.35	48.12	49.12	52.93	60.31

Dựa các các kết quả so sánh này cho thấy định hướng nghiên cứu thứ nhất dùng phép biến đổi hay siêu điểm ảnh vùng toán tử Sobel xác định vùng nổi bật làm tham số đầu vào cho mô hình học khả thi cho quá trình phát triển kết quả thành phân vùng ảnh y khoa.

6.3.2. Kết quả thực nghiệm đa dạng và tối ưu bản đồ đặc trưng dự đoán vùng nổi bật (định hướng nghiên cứu thứ hai)

Định hướng nghiên cứu thứ hai đã thực hiện hai hình thái: đa dạng cấp độ bản đồ đặc trưng và tối ưu bản đồ đặc trưng. Với hình thái đa cấp độ bản đồ đặc trưng đã được thực hiện qua hai phương pháp: U-Net với thắt nút cổ chai (BU-NetSM), hình thái học và VGG16 trên miền curvelet (phương pháp CCNNM). Kết quả được thể hiện ở bảng 6.5, bảng 6.6 và hình 6.1.


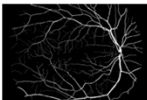
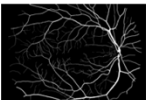
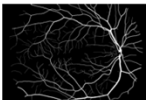
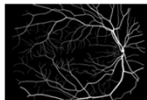
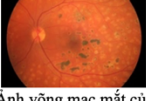
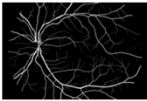
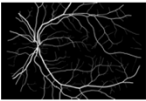
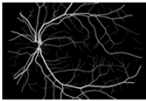
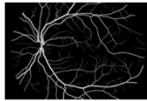

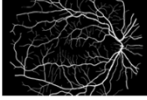

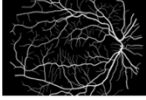
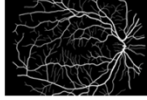

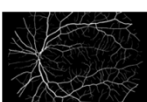
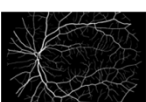
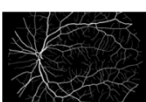
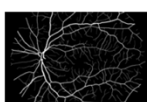
Bảng 6.5 Giá trị Jaccard Index trung bình của phân vùng cấp độ nổi bật và hình thái học trên các mô hình học khác nhau trên tập STARE

Phương pháp	CNN	FCN	U-Net	BU-NetSM
-------------	-----	-----	-------	----------

Hình thái học	87.44	88.02	87.85	92.27
Vùng nổi bật	88.61	89.89	90.08	94.89

Bảng 6.6 Giá trị Jaccard Index trung bình của phân vùng cấp độ nổi bật và hình thái học trên các mô hình học khác nhau trên tập DRIVE

Phương pháp	CNN	FCN	U-Net	BU-NetSM
Hình thái học	86.71	88.63	88.95	93.71
Vùng nổi bật	89.04	90.26	91.07	95.69

Hình ảnh võng mạc mắt từ tập HRF	Phương pháp lọc phù hợp và phân cụm C-mean mở với tập mức [51]	Học sâu tích chập hoàn toàn [19]	Phương pháp CCNNSM	Vùng dữ liệu đúng trong tập HRF
 Ảnh võng mạc mắt của người bệnh tiểu đường	 JI = 91.7	 JI = 95.34	 JI = 98.62	 Vùng dữ liệu đúng
 Ảnh võng mạc mắt của người bệnh tiểu đường	 JI = 90.55	 JI = 95.84	 JI = 98.37	 Vùng dữ liệu đúng
 Ảnh võng mạc mắt của người không bị bệnh tiểu đường	 JI = 92.72	 JI = 94.15	 JI = 97.89	 Vùng dữ liệu đúng
 Ảnh võng mạc mắt của người không bị bệnh tiểu đường	 JI = 93.7	 JI = 96.81	 JI = 99.04	 Vùng dữ liệu đúng

Hình 6.1 – Kết quả phân đoạn của vùng nổi bật curvelet với các phương pháp khác trong tập dữ liệu HRF.

Hình thái thứ hai của định hướng này đã kiểm chứng: thắt nút cổ chai trong DeepLab (phương pháp BdeepLabSM), thắt nút cổ chai trên cơ sở hộp điểm neo (phương pháp ResSM), biến đổi DWT trên miền học sâu (phương pháp DWTSM). Các kết quả các bảng 6.7, 6.8, 6.9 và 6.10.

Bảng 6.7 Bảng so sánh kết quả phân loại giữa BDeepLabSM và một số phương pháp khác trên tập dữ liệu ISIC.

Phương pháp	Giá trị Accuracy	Giá trị Precision	Giá trị Recall
U-Net với atrous [57]	79.88	79.92	78.86

The novel deep CNN [58]	88.23	78.55	87.86
Deep learning network [59]	85.70	72.90	49.00
Skin lesions through deep CNN [60]	93.25	93.97	93.25
Fusing fine-tuned of skin lesion [61]	87.70	88.02	87.26
Skin lesion của deep CNN [62]	86.60	77.15	55.60
Integrated deep CNN [63]	81.34	75.67	77.66
BdeepLabSM	95.43	94.51	94.24

Bảng 6.8 Kết quả so sánh thực nghiệm trên bộ dữ liệu MESSIDOR của phương pháp ResSM và một số phương pháp khác

Phương pháp	Năm	Tập dữ liệu MESSIDOR		
		Sensitivity	Specificity	Accuracy
Lim [64]	2017	0.5766	0.9129	0.7666
Singh [65]	2020	0.9005	0.9913	0.9616
Chalakkala [66]	2021	0.8922	0.9950	0.9608
ResSM		0.9445	0.9975	0.9808

Bảng 6.9 Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu DIARETDB1

Phương pháp	Năm	DIARETDB1		
		Sensitivity	Specificity	Accuracy
Khojasteh [67]	2018	0.8349	0.9922	0.9366
Auccahuasi [68]	2020	0.8225	0.9960	0.9333
Alaguselvi [69]	2020	0.9469	0.9963	0.9808
ResSM		0.9676	0.9987	0.9892

Bảng 6.10 Kết quả so sánh của giá trị IOU và Dice Coefficient trung bình của phương pháp DWTSM và một số phương pháp khác cho kết quả phân đoạn polyp

Phương pháp/ tập dữ liệu	Giá trị so sánh	SegNet of Afify [72]	HSNet of Zhang [73]	CFHA-Net [74]	DWTSM
Kvasir-SEG	IOU	88.04%	87.70%	92.08%	93.21%
	Dice Coefficient	91.78%	92.59%	95.66%	97.37%
EndoTect 2020	IOU	85.01%	84.00%	90.97%	92.44%
	Dice Coefficient	89.67%	90.50%	94.92%	96.52%

Các kết quả đều cho thấy tính khả quan của định hướng đề xuất.

6.4 Tổng kết

Dựa trên giới thiệu các tập dữ liệu ảnh y khoa đã sử dụng kèm với các tham số làm giàu dữ liệu cho quá trình huấn luyện, việc kiểm chứng từng bước và chi tiết từng giai đoạn của luận án đã được thực hiện trong chương này. Tổng quát kết quả thực nghiệm ở giai đoạn cơ sở sử dụng giá trị Jaccard Index, luận án còn kiểm chứng phát triển rộng hơn cho các bài toán phân lớp bệnh, hệ thống IoT. Các kết quả kiểm chứng tương ứng với các công trình công bố thể hiện tính khả thi của các định hướng nghiên cứu đã áp dụng.

CHƯƠNG 7 KẾT LUẬN

Dựa trên kết quả nghiên cứu đã được trình bày ở các chương trước, chương này trình bày các nhận xét rút ra trong quá trình thực nghiệm tương ứng với các phương pháp đề xuất theo hai định hướng tiếp cận. Ưu, nhược điểm và hướng mở rộng trong tương lai cũng được trình bày ở chương này.

7.1 Kết quả thực hiện luận án

Với định hướng nghiên cứu thứ nhất, các phương pháp đề xuất nhằm tập trung vào 2 dạng thức cải tiến như sau:

- Tiền xử lý dữ liệu và dùng superpixels gom các cụm theo khoảng cách trung tâm.
- Dùng miền không gian bandelet đa dạng cấp độ đầu vào và phân chia cấp độ cho bản đồ nổi bật.

Với định hướng nghiên cứu thứ hai (sử dụng học sâu dự đoán bản đồ nổi bật), các phương pháp đề xuất nhằm tập trung vào các yếu tố cải thiện cho các giai đoạn:

- Tiền xử lý: sử dụng morphology, độ tương phản CLAHE và biến đổi Top-hat, sử dụng bộ lọc Gaussian.
- Cải thiện rút trích đặc trưng trong quá trình trích xuất mã hóa của các mô hình học: hình thái học, thắt nút cổ chai Bottleneck mã hóa tích chập và CRF cùng với thắt nút cổ chai, ResNet101 và FPN dự đoán hộp giới hạn, đa cấp độ mã hóa trên CNN và phần tử “wise element”.
- Cải thiện đa cấp độ đầu vào cho mô hình học sâu: miền không gian curvelet, miền không gian DWT.
- Kết hợp cả tiền xử lý và đa cấp độ đầu vào.

Như vậy, với hai cách tiếp cận trên, luận án đã đáp ứng cho các câu hỏi ban đầu đặt ra. *Với câu hỏi thứ nhất, các tham số và tiêu chí để xây dựng vùng nổi bật bao gồm: mức độ mịn, cường độ ánh sáng và màu sắc, giá trị gom cụm trung tâm, giá trị hệ số phân rã.* Đây cũng là nội dung của đóng góp thứ nhất của luận án trong quá trình xác định các tham số phục vụ cho việc lựa chọn vùng nổi bật. *Với câu hỏi thứ hai, luận án đã chứng minh kết quả vùng nổi bật được cải thiện sẽ giúp cho các hệ thống phân vùng, phân lớp, truy vấn ảnh, phát hiện bất thường gia tăng về: độ tương đồng khi so trùng với ground-truth (chỉ số JI), độ chính xác (tỉ lệ %), phát hiện bất thường hỗ trợ phân lớp.*

Kết quả của định hướng nghiên cứu thứ hai có ba đóng góp còn lại của luận án. Tóm lại, với các kết quả so sánh thực nghiệm trên 8 phương pháp đề xuất, luận án đã giải đáp hai vấn đề đặt ra.

7.2 Ưu và nhược điểm các phương pháp tiếp cận

Ưu điểm

- Đa dạng hóa được khả năng phân chia cấp độ nổi bật cho đầu vào các mô hình học sâu.
- Cải thiện được khả năng trích xuất đặc trưng cho các mô hình học như: bottleneck, mã hóa tích chập và CRF, phần tử “wise element”.
- Thay đổi yếu tố xác định mô hình nổi bật ngữ nghĩa không chỉ thủ công nhờ vào superpixels hay điểm trung tâm gom cụm đơn thuần.
- Chứng minh được tính tất yếu của sự cải thiện việc xác định vùng nổi bật sẽ giúp ích cho quá trình gia tăng độ chính xác của các hệ thống phân vùng, phân lớp, phát hiện bất thường trên ảnh.

Nhược điểm

- Cấu trúc các khối, lớp, học song song còn phức tạp.
- Xử lý đánh đổi dữ liệu đầu vào/ quá trình học trên nền tảng đa cấp độ của miền không gian ảnh hay ngưỡng lọc hình thái học vẫn phải chấp nhận yếu tố sai sót và mất mát thông tin.
- Chưa xử lý trên đa nền tảng kênh màu hay hệ thống học các kênh màu song song cho tín hiệu đầu vào.

7.3 Kết luận – hướng phát triển

Các kết quả đạt được của luận án đã giải quyết được hai vấn đề đặt ra. Tuy nhiên, về tốc độ xử lý và khả năng hoạt động song song của các mô hình học cho trích xuất đặc trưng vẫn chưa được khai thác. Trong tương lai, việc xây dựng các mô hình học song song và đề xuất quá trình tổng hợp đặc trưng cho phân vùng cần được xác định và nghiên cứu. Bên cạnh đó, việc sử dụng đa kênh màu cho mô hình học xác định vùng nổi bật cũng là khía cạnh cần được quan tâm. Để tiến hành cải thiện các hạn chế trong các nghiên cứu đã công bố, các hình thái cần tập trung cải thiện bao gồm:

- Dùng không gian tần số hay ngưỡng lọc tự động/ bán tự động cho giai đoạn tiền xử lý dữ liệu đầu vào.
- Ngưỡng K cấp độ của phân vùng ảnh có thể được định nghĩa kết hợp với yếu tố phân rã học đặc trưng cho dự đoán bản đồ nổi bật.
- Khi lựa chọn mô hình học song song hay bỏ sung cần được cải tiến ở quá trình encoder với từng cấp độ mã hóa.

- Tiếp cận với khía cạnh cảm ngữ cảnh (context-aware) dành cho đối tượng trong từng ngữ cảnh không gian cụ thể.

Trọng tâm xử lý cốt lõi của luận án là vùng nổi bật trên hệ thống phân vùng ảnh y khoa nhưng vẫn có thể áp dụng với hình ảnh tự nhiên (dù kết quả sẽ giảm độ chính xác do yếu tố đối tượng khác biệt về độ lớn, hình dạng và vị trí). Kết quả của luận án cũng đã phát triển vào việc áp dụng cho các hệ thống phát hiện bất thường, phân loại đối tượng, truy vấn ảnh y khoa và hệ thống IoT của y tế.