

Bài báo nghiên cứu

MÔ HÌNH U-NET CẢI TIẾN VỚI CƠ CHẾ CHÚ Ý ĐA TẦNG CHO PHÂN ĐOẠN U TUYẾN TỤY

Trịnh Huy Hoàng^{1*}, Lê Hồng Thúy Vũ²

¹Trường Đại học Sư phạm Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

²Trường Đại học Ngoại ngữ – Tin học Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

*Tác giả liên hệ: Trịnh Huy Hoàng – Email: hoangth@hcmue.edu.vn

Ngày nhận bài: 08-01-2026; Ngày nhận bài sửa: 20-3-2026; Ngày duyệt đăng: 25-3-2026

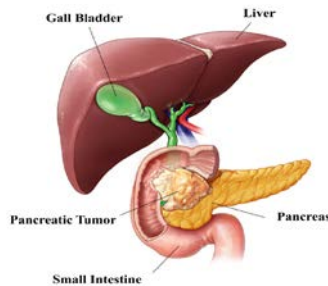
TÓM TẮT

Phân đoạn chính xác khối u tuyến tụy từ ảnh y tế là một thách thức lớn trong lĩnh vực thị giác máy tính do những phức tạp về hình dạng, kích thước khối u và độ tương phản thấp giữa mô bệnh và các cơ quan lân cận. Nghiên cứu này đề xuất một mô hình U-Net cải tiến đa tầng nhằm giải quyết việc mất mát thông tin, cho phép nhận diện tốt cả các khối u kích thước nhỏ. Cơ chế chú ý được áp dụng tại các kết nối tắt giúp mô hình tập trung vào khu vực khối u và hạn chế các tín hiệu nhiễu từ nền. Mô hình đề xuất được huấn luyện và đánh giá trên tập dữ liệu Medical Segmentation Decathlon-Pancreas Task (MSD-PT) có kết quả thực nghiệm đạt hiệu suất khả quan với hệ số tương đồng (Dice Similarity Coefficient-DSC) đạt 0.7 và độ nhạy (Sensitivity) đạt 0.76, góp phần trong hỗ trợ phát hiện sớm và giảm bỏ sót khối u.

Từ khóa: ảnh chụp cắt lớp vi tính; khối u tuyến tụy; phân đoạn khối u; mô hình U-Net

1. Giới thiệu

Tuyến tụy là một cơ quan đóng vai trò thiết yếu trong quá trình trao đổi chất và tiêu hóa. Tuyến tụy có vị trí rất đặc biệt, nằm sâu trong ổ bụng, sau dạ dày, gần túi mật, kích thước khá nhỏ chỉ khoảng 80 gram (Zhang et al., 2023). Sự phát triển bất thường của các mô trong tuyến tụy gây ra ung thư tuyến tụy, là một trong những nguyên nhân hàng đầu gây tử vong trên toàn thế giới (Sung et al., 2021).



Hình 1. Khối u tuyến tụy trong cơ thể người (Kaur et al., 2024)



Hình 2. Ảnh CT khối u tuyến tụy (Kaur et al., 2024)

Cite this article as: Trinh, H. H., & Le, H. T. V. (2026). Multi-scale attention U-Net model for pancreatic tumor segmentation. *Ho Chi Minh City University of Education Journal of Science*, 23(5), 1064-1075. [https://doi.org/10.54607/hcmue.js.23.5.5491\(2026\)](https://doi.org/10.54607/hcmue.js.23.5.5491(2026))

Bogovic và cộng sự (2013) đề cập đến việc phân đoạn từ ảnh CT giúp chẩn đoán và điều trị sớm các bệnh, trong đó có các bệnh lý tuyến tụy. Ảnh CT có độ phân giải tương đối cao, cung cấp hình ảnh cắt ngang chi tiết về cấu trúc tuyến tụy, thu thập thông tin về kích thước, hình thái và vị trí khối u một cách hiệu quả, từ đó được sử dụng trong phân đoạn và chẩn đoán sớm ung thư tuyến tụy, tăng tỉ lệ sống cho bệnh nhân (Zhang et al., 2024). Các ứng dụng học sâu trên ảnh CT, đặc biệt là tập dữ liệu MSD-PT, đã đạt được những bước tiến đáng kể trong hỗ trợ chẩn đoán sớm ung thư tuyến tụy. Gần đây, các nghiên cứu tiêu biểu như TAU-Net (Mahmoudi et al., 2021) và NAD Network (Li et al., 2023) đã cải thiện khả năng phát hiện tổn thương nhỏ và độ tương phản thấp, với Dice dao động trong khoảng 0.61-0.63 và Sensitivity từ 0.68-0.72.

Xem xét bài toán học sâu phân đoạn theo tầng (cascade segmentation) với tầng một là phân đoạn tuyến tụy và tầng hai là phân đoạn khối u tuyến tụy, chúng tôi nhận thấy phân đoạn tuyến tụy đã đạt những kết quả khá tốt, như Yang và cộng sự (2022) công bố Dice đạt 0.85 và Sensitivity đạt 0.91, đối với phân đoạn khối u tuyến tụy thì tổng quan các nghiên cứu trên cho thấy hiệu suất phát hiện trên tập dữ liệu MSD-PT vẫn còn hạn chế. Khoảng trống nghiên cứu này cho thấy cần có một chiến lược xử lý đặc thù hơn khi phân đoạn khối u nhỏ và khó phát hiện.

Pham và cộng sự (2023) đề xuất quy trình phân đoạn (segmentation framework) ảnh y khoa tích hợp nhiều kỹ thuật tiền xử lý và học sâu giúp tăng tính ổn định của mô hình và đã đem lại hiệu quả trong phân đoạn khối u gan. Trong nghiên cứu này, chúng tôi cũng đề xuất tiền xử lý cắt bỏ nền thừa, chỉ tập trung vào khối u, làm nổi rõ viền của khối u tuyến tụy bao gồm chuẩn hóa HU, lọc lát cắt, trích xuất vùng quan tâm (ROI); ở bước tiếp theo, chúng tôi đề xuất mô hình học sâu MS-ECA-UNet với khối tích chập đa tỉ lệ và cơ chế chú ý kênh được tích hợp ở cả hai nhánh mã hóa và giải mã nhằm tối ưu mô hình theo tiêu chí giảm nguy cơ bỏ sót khối u, một yếu tố quan trọng trong hỗ trợ chẩn đoán lâm sàng. Tính mới của nghiên cứu không nằm ở từng thành phần riêng lẻ mà ở sự kết hợp giữa quy trình tiền xử lý tập trung khối u và kiến trúc học đa tỉ lệ có cơ chế chú ý gia tăng độ nhạy, mục tiêu giúp mô hình học hiệu quả hơn các tổn thương nhỏ và biên mờ, cải thiện hiệu suất phát hiện (Dice và Sensitivity).

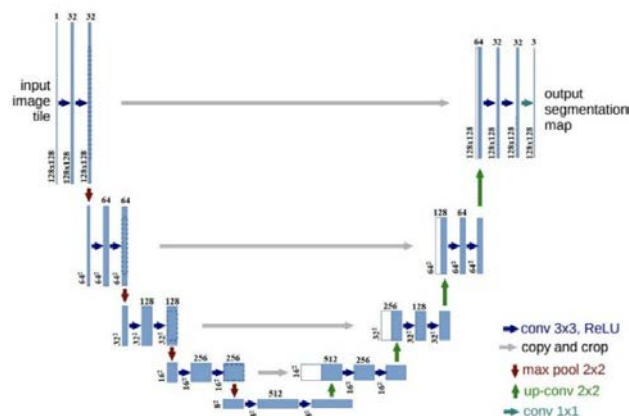
2. Phương pháp

2.1. Tiền xử lý dữ liệu

Du và cộng sự (2023) cho biết trong nhiều nghiên cứu phân đoạn trước đây thì khối u tuyến tụy có Dice thấp hơn so với phân đoạn khối u các cơ quan khác trong ổ bụng do sự kết hợp giữa độ tương phản hình ảnh thấp và kích thước tổn thương nhỏ. Số liệu thống kê cho thấy đường kính khối u chỉ dao động từ 1.7 đến 6.7 cm, thậm chí dưới 0.5 cm, chiếm tỉ lệ rất nhỏ trong không gian ảnh. Điều này dẫn đến tỉ lệ mẫu dương tính chỉ bằng 1/6 so với mẫu âm tính, gây ra bài toán mất cân bằng dữ liệu nghiêm trọng.

Nghiên cứu sử dụng bộ dữ liệu MSD-PT và đề xuất quy trình tiền xử lý nhằm tối ưu hóa thông tin khối u và giảm nhiễu nền: Đầu tiên ảnh CT 3D được chuẩn hóa HU trong dải $[-128, 127]$ kết hợp chuẩn hóa tuyến tính về $[0,1]$ để phù hợp tối đa với đặc tính mô mềm vùng bụng (Huo et al., 2019). Sau đó cắt ảnh CT 3D thành các slice 2D (Yang et al., 2022), giảm kích thước về 256×256 pixel, chỉ giữ lại các lát cắt chứa tụy (label=1). Tiếp theo tiến hành trích xuất vùng quan tâm (crop ROI) bao quanh tuyến tụy và khối u, chỉ giữ lại các lát cắt chứa khối u (label=2), giảm kích thước về 128×128 pixel, cuối cùng là gom nhãn tuyến tụy và nền còn sót lại=0, gán nhãn khối u=1. Chiến lược này giúp mô hình tập trung chuyên biệt vào việc phát hiện khối u, hạn chế bỏ sót bệnh. Ở bước tăng cường dữ liệu, chúng tôi chọn kỹ thuật an toàn cho ảnh CT là thay đổi độ sáng (brightness) và thay đổi độ tương phản (contrast) (Yang et al., 2022) để bảo toàn cấu trúc giải phẫu và hình thái của tuyến tụy, đặc biệt tại vùng chuyển tiếp giữa khối u và mô lành.

2.2. Mô hình MS-ECA-UNet



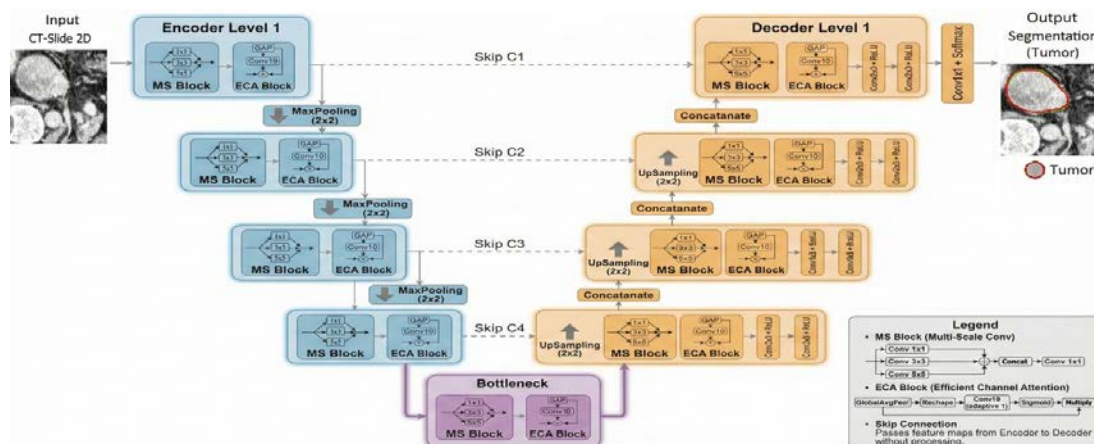
Hình 3. Kiến trúc Unet 2D ban đầu (Azad et al., 2024)

Chúng tôi đề xuất một phương pháp kết hợp có kiến trúc dựa trên ý tưởng của Du và cộng sự (2023) cùng với mô hình U-Net ban đầu như Hình 3 để phân đoạn khối u tuyến tụy. Kiến trúc U-Net ban đầu được thiết kế cho bài toán phân đoạn ảnh (Azad et al., 2024). Trong đó, phần mã hóa (encoder) có vai trò quan trọng trong việc trích xuất đặc trưng để giúp mô hình hiểu nội dung ảnh ở nhiều mức độ trừu tượng, phần giải mã (decoder) có vai trò thiết yếu trong việc khôi phục lại ảnh đầu ra có cùng kích thước với ảnh đầu vào, tạo ra một bản đồ phân đoạn chi tiết.

Để giải quyết mục tiêu là tăng độ chính xác trong phân đoạn khối u và hạn chế bỏ sót khối u, chúng tôi đã tiến hành cải tiến kiến trúc U-Net ban đầu ở trên theo hướng tăng cường khả năng trích xuất đặc trưng và nhấn mạnh sự chú ý đến các vùng liên quan khối u tuyến tụy. Một số nghiên cứu gần đây có tập trung khai thác đặc trưng đa tỉ lệ nhằm cải thiện khả năng phát hiện tổn thương nhỏ. Ví dụ, Lu và cộng sự (2025) đề xuất kiến trúc MDMU-Net với cơ chế đa chiều và đa tỉ lệ cho phân đoạn ung thư tuyến tụy. Trong mô hình của chúng tôi, ở giai đoạn mã hóa, mỗi tầng của encoder cũng được tích hợp một khối tích chập đa tỉ lệ (Multi-Scale convolution-MS), trong đó mỗi giai đoạn đều có 3 nhánh tích chập là 1×1 học

đặc trưng cục bộ, 3x3 học cấu trúc mô, 5x5 học biên khối u. Mục tiêu giúp mô hình nắm bắt tốt hơn biên u từ lớn đến nhỏ, giảm rủi ro bỏ sót khối u nhỏ, đặc biệt phù hợp cho tumor có hình thái không ổn định, cải thiện khả năng phát hiện cả khối u lớn lẫn khối u nhỏ.

Bên cạnh đó, các mô hình U-Net kết hợp cơ chế chú ý cũng đã được nghiên cứu rộng rãi trong các bài toán phân đoạn y khoa, trong đó thí nghiệm với mô hình Attention U-Net cải tiến cho phân đoạn tổn thương phổi trên ảnh CT COVID-19 (Tran et al., 2022) chứng minh cơ chế chú ý có thể giúp mô hình tập trung tốt hơn vào các vùng tổn thương. Trong mô hình của chúng tôi, sau khi kết hợp các nhánh đặc trưng, bản đồ đặc trưng (feature map) cũng được tăng cường thông tin qua cơ chế chú ý (Efficient Channel Attention-ECA). Cơ chế này áp dụng tích chập một chiều trên vector đặc trưng toàn cục, giúp mô hình học được sự phụ thuộc giữa các kênh với chi phí tính toán thấp hơn và không làm mất thông tin quan trọng ở các kênh yếu, đặc biệt hữu ích đối với các tổn thương nhỏ hoặc mờ, hạn chế nguy cơ bỏ sót ở những trường hợp u kích thước nhỏ hoặc có ranh giới không rõ ràng. Sau đó, đặc trưng được giảm kích thước bằng phép MaxPooling như trong kiến trúc U-Net ban đầu để chuyển sang tầng trừu tượng sâu hơn trong encoder. Ở nhánh giải mã, đặc trưng được khôi phục dần độ phân giải bằng phép lấy mẫu tăng (upsampling) và ghép nối với đặc trưng tương ứng từ encoder thông qua các kết nối tắt (skip-connection), tiếp tục sử dụng khối MS và cơ chế ECA.



Hình 4. Kiến trúc MS-ECA-UNet (Multi-Scale Conv kết hợp ECA Attention ở 2 nhánh của U-Net)

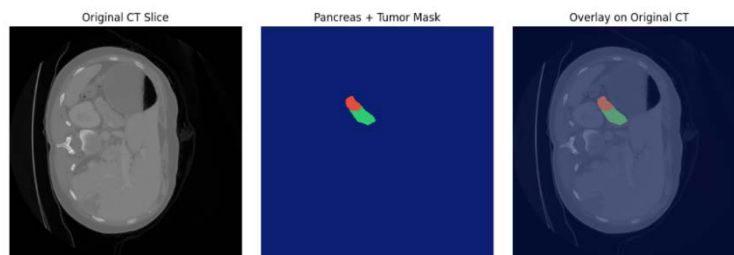
Kiến trúc đề xuất (MS-ECA-UNet) vẫn kế thừa ưu điểm của U-Net ban đầu trong việc bảo toàn thông tin không gian thông qua các skip-connection, đồng thời tăng cường khả năng biểu diễn đặc trưng nhờ sự kết hợp giữa cơ chế học đa tỉ lệ MS và kênh chú ý ECA. Nhờ đó, mô hình có thể tập trung hiệu quả hơn vào các vùng nghi ngờ tổn thương, đặc biệt là các khối u có kích thước nhỏ, biên mờ hoặc hình dạng phức tạp.

3. Thí nghiệm và đánh giá kết quả

3.1. Bộ dữ liệu

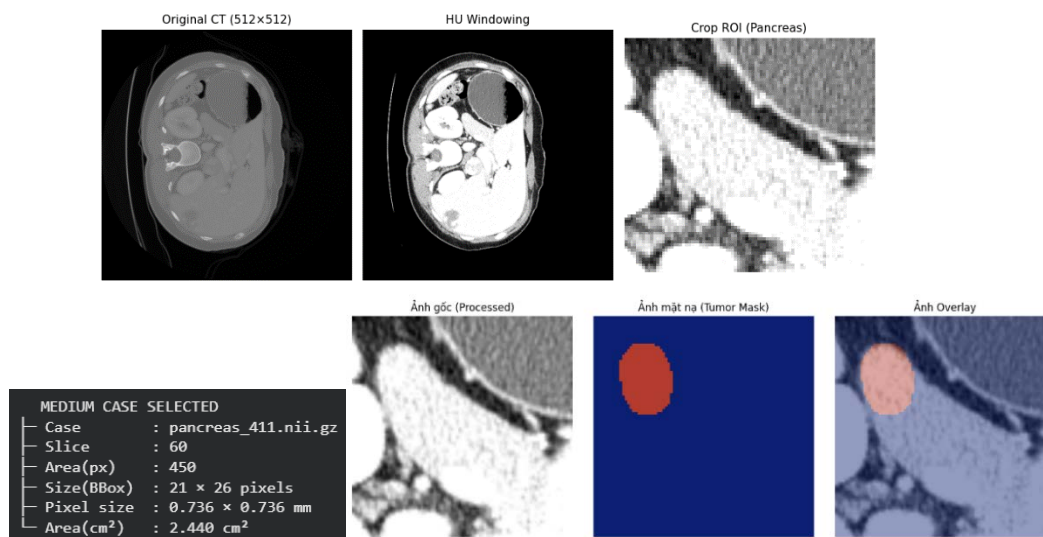
Bộ dữ liệu MSD-PT do Trung tâm Ung thư Amber Simpson tại Hoa Kỳ cung cấp (Simpson et al., 2019). Trong đó chứa một bộ dữ liệu huấn luyện 281 ảnh CT và một bộ dữ

liệu thử nghiệm gồm 139 ảnh CT. Độ phân giải mặt phẳng trục là 512x512 pixel. Bộ dữ liệu chứa ba nhãn: nền, tuyến tụy và khối u. Bộ dữ liệu được công khai tại trang web medicaldecathlon¹.



Hình 5. Một lát cắt (case 411) có mặt nạ tương ứng bao gồm nền, tuyến tụy, khối u

3.2. Tiền xử lý dữ liệu



Hình 6. Một lát cắt ảnh 2D (case 411) và mặt nạ tương ứng

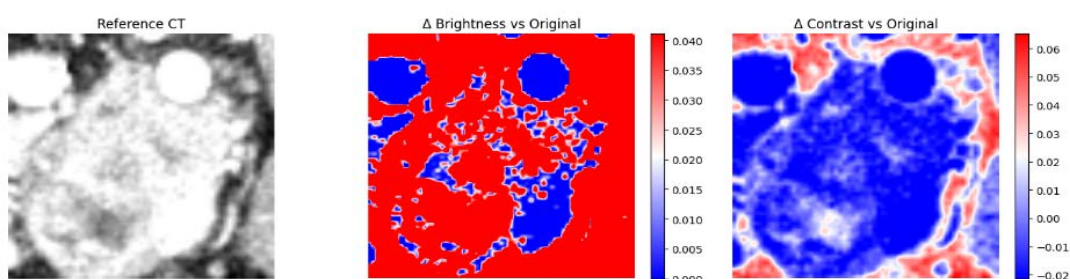
Nghiên cứu này chỉ tập trung vào phát hiện khối u, nên chúng tôi chỉ tập trung vào các lát cắt ảnh 2D. Kích thước của ảnh 3D có dạng (x,y,z), trong đó z là số lát cắt. Nghiên cứu thực hiện một vòng lặp trên tất cả các giá trị từ 0 đến z -1. Sau đó, nghiên cứu chọn và lưu các lát cắt có khối u dưới dạng “.npy” và áp dụng ý tưởng đề xuất để thực hiện phân đoạn khối u. Điều này không chỉ giảm dữ liệu không liên quan mà còn giảm khối lượng tính toán cho máy tính, giúp mô hình có khả năng học tốt hơn. Hình 6 ở trên là một minh họa rõ kết quả của quá trình tiền xử lý dữ liệu. Tiếp theo, chúng tôi chia dữ liệu thành 70% cho tập huấn luyện (train), 20% cho tập kiểm thử (valid) và 10% cho tập kiểm tra (test). Sau khi chia thì tỉ lệ phân bố pixel như Bảng 1 cho ta thấy tỉ lệ pixel tumor chỉ chiếm khoảng 8-11% nên mất cân bằng mạnh ở cấp độ pixel. Vì vậy, để hạn chế việc mô hình có xu hướng thiên lệch về việc học nền (background), nghiên cứu sử dụng hàm mất mát dựa trên Dice nhằm nhấn mạnh trọng số tại các vùng tổn thương có kích thước nhỏ.

¹ <http://medicaldecathlon.com/> (ngày truy cập: 20/12/2025)

Bảng 1. Tỷ lệ phân bố pixel

Tập	Phân bố pixel background	Phân bố pixel tumor
Train	89.72%	10.28%
Valid	88.80%	11.20%
Test	91.70%	8.30%

Bước cuối cùng trong giai đoạn tiền xử lí là chúng tôi tiến hành tăng cường dữ liệu trên tập train theo hai kĩ thuật đề xuất (brightness, contrast) với biên độ không quá mạnh tránh nguy cơ biến dạng tumor. Quan sát từ bản đồ nhiệt và sai khác (heatmap và difference map) ở Hình 7 cho thấy cấu trúc giải phẫu trung tâm vẫn được bảo toàn, chứng tỏ các phép biến đổi không làm biến dạng hình thái học của tuyến tụy và khối u. Như vậy, sau khi thực hiện các bước tiền xử lí thì chúng tôi đã có tập dữ liệu phù hợp cho đầu vào của mô hình U-Net cải tiến đề xuất.



Hình 7. Ví dụ một lát cắt sau khi tăng cường

3.3. Độ đo

Xét về độ đo, nghiên cứu sử dụng hàm mất mát Dice (Dice loss) để đánh giá kết quả nghiên cứu. Trước khi giới thiệu Dice loss, nghiên cứu sẽ trình bày hệ số tương đồng Dice (Dice Similarity Coefficient-DSC). DSC là phương pháp đo lường độ tương đồng giữa hai tập hợp; công thức tính DSC được tính bằng cách chia giao của hai tập hợp cho tổng số phần tử của hai tập hợp đó:

$$DSC = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \tag{1}$$

Trong đó, A : Dự đoán của mô hình cho từng pixel, B : Nhãn thực cho từng pixel, $|A| + |B|$: Số lượng điểm ảnh trong hai tập hợp X và Y , $|A \cap B|$: Số lượng điểm ảnh chung của cả hai tập hợp X và Y . Do đó, kết quả của hệ số Dice luôn nằm giữa 0 và 1, trong đó 0 chỉ ra rằng không có phần tử chung nào giữa hai đối tượng và 1 chỉ ra rằng hai đối tượng tương đối giống hệt nhau.

Dice loss là một hàm mất mát thường được sử dụng trong phân đoạn ảnh, mục tiêu là phân đoạn từng điểm ảnh trong ảnh đầu vào thành các lớp khác nhau, do đó hàm mất mát Dice là một hàm đánh giá hiệu suất của mô hình rất tốt được tính bằng công thức sau:

$$Dice\ loss = 1 - \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \tag{2}$$

Theo công thức 2, hệ số Dice càng lớn thì Dice loss càng nhỏ, mô hình hoạt động càng tốt và ngược lại.

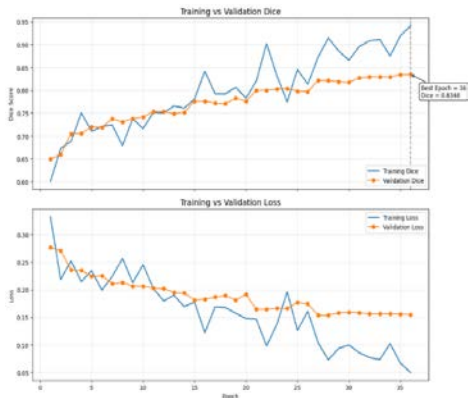
Công thức 3 bên dưới để tính toán một hệ số mà nghiên cứu này đặc biệt quan tâm, đó là Sensitivity (độ nhạy):

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3}$$

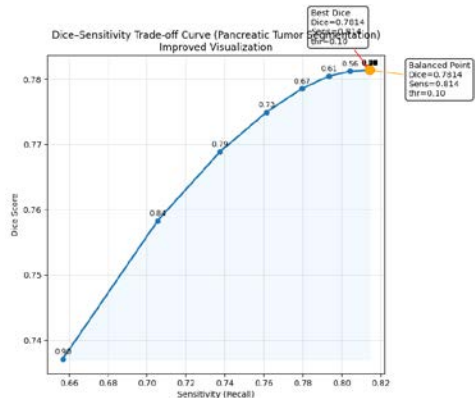
Trong đó, TP = True Positives, FN = False Negative. Chỉ số này đo lường khả năng không bỏ sót bệnh nên tốt nhất là tăng TP (điểm ảnh là u, mô hình cũng đoán đúng là u) và giảm FN (âm tính giả) tức là điểm ảnh là u, nhưng máy lại bỏ sót (xem là nền). Độ nhạy càng cao thì mô hình tìm ra càng nhiều khối u, giảm thiểu bỏ sót. Trong ung thư, độ nhạy cực kì quan trọng vì bỏ sót khối u (FN) nguy hiểm hơn là thông báo nhầm.

3.4. Thực nghiệm và phân tích kết quả

Trong nghiên cứu này, vì đã cắt ROI vùng tuyến tụy và khối u trước đó nên các lát cắt 2D đầu vào cho mô hình chúng tôi chỉnh về 128x128 để phù hợp với đầu vào mạng U-Net nhưng vẫn không lo ngại mất thông số khối u. Sau lớp tích chập đầu tiên, số lượng bộ lọc tăng lên 32. Sau lớp tích chập tiếp theo và phép gộp tối đa, số lượng bộ lọc tăng gấp đôi cho đến khi đạt 512 bộ lọc. Trong phần giải mã, nghiên cứu sử dụng các lớp tích chập tăng để tái tạo kích thước ảnh gốc. Số lượng bộ lọc trong mỗi khối được giảm một nửa và kết quả đầu ra cuối cùng là một ảnh có kích cỡ (128, 128, 2) (ảnh dự đoán của mô hình theo mặt nạ đã được chuyên gia vẽ), trong đó hai kênh tương ứng với hai nhãn phân đoạn (nền và khối u). Lớp đầu ra sử dụng tích chập 1x1 kết hợp hàm Softmax để dự đoán xác suất theo từng lớp tại mỗi điểm ảnh. Mô hình MS-ECA-UNet đề xuất có khoảng 19 triệu tham số huấn luyện. Kết quả huấn luyện mô hình đạt mức hiệu năng tốt và cân bằng, cụ thể Dice trung bình đạt xấp xỉ 0.7 là khá tốt cho khối u (khó và nhỏ), Sensitivity đạt xấp xỉ 0.76 cho thấy ưu tiên không bỏ sót tổn thương. Thí nghiệm được thực hiện trên môi trường Google Colab với GPU T4 (15 GB), sử dụng ngôn ngữ Python 3.10.12 và thư viện TensorFlow 2.15.0.

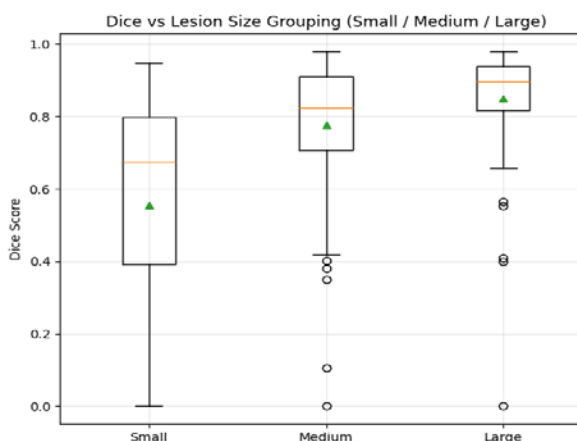


Hình 8. Đồ thị so sánh chỉ số Dice và hàm mất mát giữa tập huấn luyện và tập kiểm định

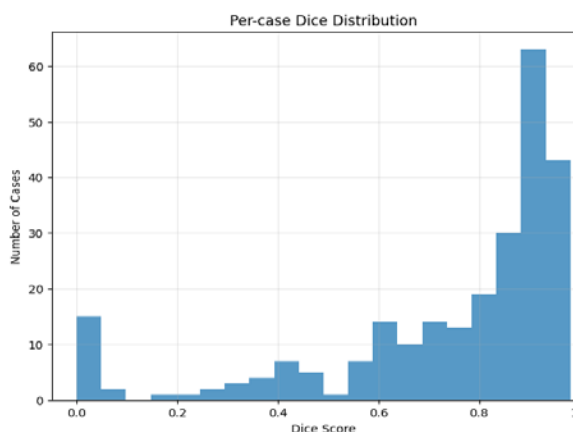


Hình 9. Đường cong đánh đổi Dice-Sensitivity cho phân đoạn khối u tuyến tụy

Hình 8, biểu đồ Dice có xu hướng tăng đều, không có dấu hiệu học quá khớp (overfitting) mất kiểm soát. Trong đó Validation Dice tăng ổn định, không có dao động mạnh hoặc sụt giảm, tốt với phân đoạn ảnh y khoa. Trong khi biểu đồ Loss cho thấy Validation loss giảm đều và mượt, sau epoch 20 thì Train loss giảm sâu và Valid loss giảm chậm cho thấy mô hình học tập trung vào chi tiết nhỏ của ranh giới khối u nhưng không lan sang mô tụy xung quanh đúng với mục tiêu của chúng tôi. Hình 9 cho thấy điểm cân bằng được đánh dấu là Dice=0.7814, Sensitivity=0.814, Threshold=0.10, Recall tăng, Dice không suy giảm, Precision chỉ bị đánh đổi nhẹ cho thấy mô hình ưu tiên giữ vùng tổn thương (lesion core), phù hợp trong hỗ trợ chẩn đoán sớm.



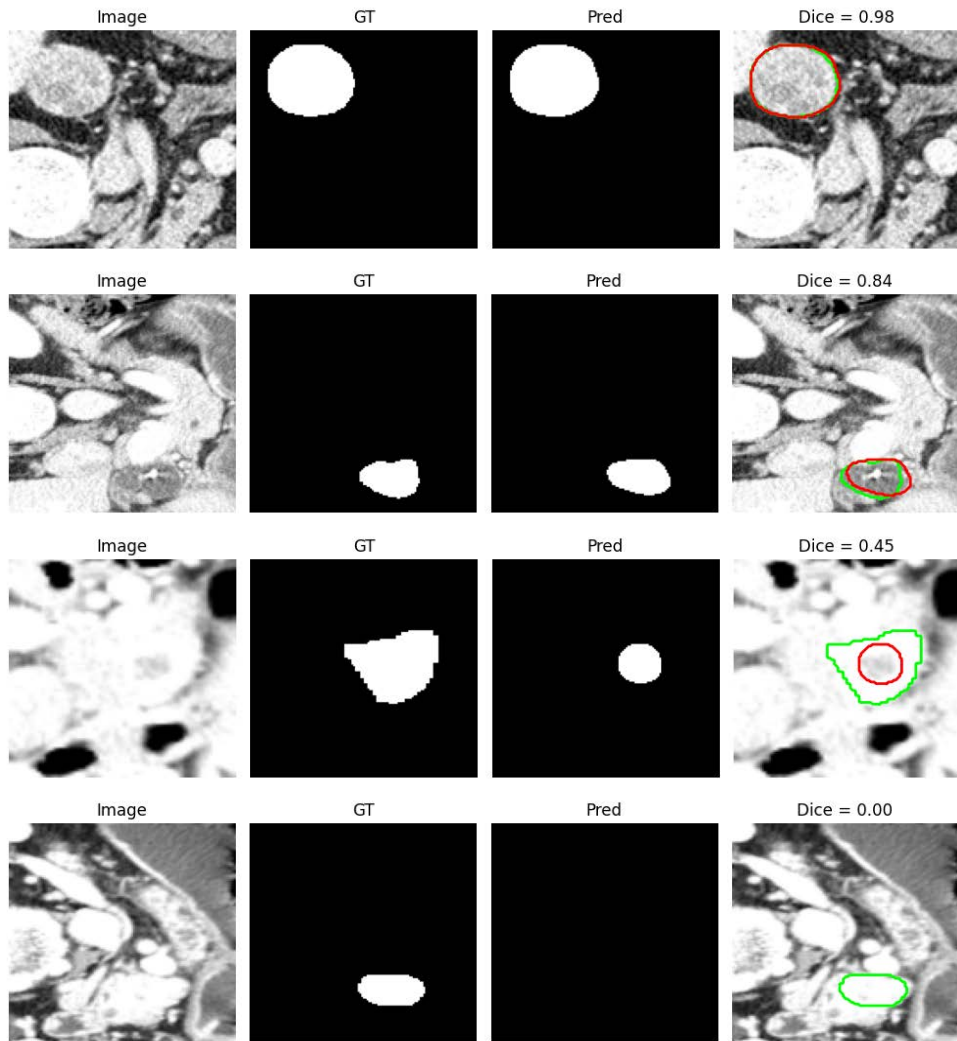
Hình 10. Phân bố chỉ số Dice theo ba nhóm kích thước khối u: nhỏ, trung bình và lớn



Hình 11. Biểu đồ phân phối hiệu năng theo từng ca bệnh

Hình 10, ba nhóm được chia theo phần trăm kích thước là Small tumors (0%-33%), Medium tumors (33%-66%), Large tumors (66%-100%). Mặc dù các khối u Small có ranh giới khối u khó phân biệt, mô hình của chúng tôi vẫn hoạt động khá tốt trên các trường hợp khó khăn này với Dice trung vị đạt xấp xỉ 0.6, chứng minh mô hình không overfit theo kích thước. Khi diện tích khối u tăng lên Medium và Large, chỉ số Dice cũng được cải thiện tương ứng với chỉ số Dice trung vị đạt xấp xỉ 0.8 và 0.9, vùng bao phủ (ground truth) có mở rộng hơn hay hẹp hơn so với mặt nạ do chuyên gia vẽ (GT) không quá đáng ngại vì chúng tôi quan tâm không bỏ sót khối u.

Quan sát Hình 11 để thấy phần lớn ca tập trung ở Dice khoảng 0.75-0.95. Có một cụm nhỏ có Dice trong khoảng 0.0-0.1 chứng tỏ đây là những ca đặc biệt khó hoặc bất thường (outlier) do Tumor cực nhỏ chỉ vài pixel hoặc biên mờ và dính mô tụy nhưng tổng thể thì mô hình vẫn không bỏ sót nặng, cho thấy mô hình vẫn bảo toàn được vùng khối u, quan trọng về mặt lâm sàng bởi vì việc bỏ sót tổn thương nghiêm trọng hơn so với việc bao phủ thiếu hoặc dư (Hình 13).



Hình 12. Minh họa kết quả phân đoạn khối u tuyến tụy (dựa trên chỉ số Dice), gồm ảnh gốc, nhãn chuyên gia (GT) và kết quả dự đoán của mô hình (màu đỏ do mô hình phân đoạn)

3.5. So sánh

So sánh kết quả thí nghiệm đánh giá vai trò của ROI preprocessing, MS và ECA ở Bảng 2 thấy được quy trình đề xuất giúp cải thiện rõ hiệu quả phân đoạn so với hai quy trình còn lại.

Bảng 2. Phân tích vai trò của các thành phần trong phương pháp đề xuất

Phương pháp	ROI preprocessing	Multi-scale	ECA	Dice	Sensitivity
U-Net	Không chuẩn hóa HU, không crop ROI	Không	Không	0.50	0.48
U-Net + MS	Theo phương pháp đề xuất	Có	Không	0.64	0.68
U-Net + MS + ECA	Theo phương pháp đề xuất	Có	Có	0.70	0.76

Chúng tôi tiếp tục so sánh kết quả thí nghiệm với các nghiên cứu phân đoạn khối u tụy gần đây trên slice 2D cắt từ tập dữ liệu MSD-PT (có công bố đầy đủ hai hệ số quan trọng là Dice và Sensitivity) ở Bảng 3 thì nhận thấy Dice và Sensitivity tumor của phương pháp đề xuất khả quan hơn, cho thấy giảm đáng kể tỉ lệ bỏ sót khối u.

Bảng 3. So sánh các mô hình phân đoạn tumor trên MSD-PT có quan tâm 2 hệ số Dice và Sensitivity

Phương pháp	Kiến trúc	Dice (tumor)	Sensitivity (tumor)	Ghi chú
TAU-Net (Mahmoudi et al., 2021)	Mô hình lai kết hợp giữa mạng Attention U-Net và mạng Texture Attention U-Net	0.61	0.72	Quan tâm khối u có ranh giới mờ do mạch máu
NAD Network (Li et al., 2023)	Dựa trên kiến trúc nnUNet kết hợp với cơ chế chú ý (Attention mechanisms)	0.63	0.68	Quan tâm chênh lệch kích thước
Phương pháp đề xuất	Tiền xử lý tập trung khối u (2 nhân) + kiến trúc MS-ECA-UNet ưu tiên phát hiện khối u	0.7	0.76	Quan tâm đến việc không bỏ sót khối u

4. Kết luận và hướng phát triển

4.1. Kết luận

Nghiên cứu đã đạt được kết quả khả quan trong bài toán phân đoạn khối u tuyến tụy trên tập dữ liệu thử nghiệm nhờ áp dụng mô hình MS-ECA-UNet kết hợp với định hướng huấn luyện được đề xuất. Cụ thể, quá trình tiền xử lý được thiết kế theo hướng tập trung vào vùng khối u tuyến tụy, giúp mô hình học tốt hơn các đặc trưng liên quan đến tổn thương. Đồng thời, mô hình được tối ưu theo tiêu chí ưu tiên độ nhạy (Sensitivity) nhằm giảm thiểu khả năng bỏ sót khối u, một yêu cầu quan trọng trong thực hành lâm sàng.

4.2. Hướng phát triển

Hướng nghiên cứu tiếp theo là kiểm chứng khả năng tổng quát hóa của phương pháp bằng cách áp dụng mô hình MS-ECA-UNet lên các bộ dữ liệu y khoa khác và các bài toán phân đoạn tương tự. Chúng tôi cũng tiếp tục cải tiến mô hình hoặc mở rộng thử nghiệm các kiến trúc mạnh và hiện đại hơn như các mô hình lai để tối ưu hiệu năng và tốc độ suy luận. Ngoài ra, chúng tôi sẽ tiếp tục hoàn thiện hệ thống web phân tầng hỗ trợ phân đoạn khối u tuyến tụy dựa trên học sâu.

- ❖ **Tuyên bố về quyền lợi:** Các tác giả xác nhận hoàn toàn không có xung đột về quyền lợi.
- ❖ **Lời cảm ơn:** Nghiên cứu này được tài trợ bởi Nguồn ngân sách khoa học và công nghệ Trường Đại học Sư phạm Thành phố Hồ Chí Minh trong đề tài mã số CS.2024.19.37.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Azad, R., Aghdam, E. K., Rauland, A., Jia, Y., Avval, A. H., Bozorgpour, A., & Merhof, D. (2024). Medical image segmentation review: The success of u-net. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2024.3435571>
- Bi, Y., Li, D., Pang, R., Du, C., Li, D., Zhao, X., & Lv, H. (2025). Diagnosis methods for pancreatic cancer with the technique of deep learning: A review and a meta-analysis. *Frontiers in Oncology*, *15*, 1597969. <https://doi.org/10.3389/fonc.2025.1597969>
- Bogovic, J. A., Prince, J. L., & Bazin, P.-L. (2013). A multiple object geometric deformable model for image segmentation. *Computer Vision and Image Understanding*, *117*(2), 145-157. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2012.10.006>
- Du, Y., Zuo, X., Liu, S., Cheng, D., Li, J., Sun, M., Zhao, X., Ding, H., & Hu, Y. (2023). Segmentation of pancreatic tumors based on multi-scale convolution and channel attention mechanism in the encoder-decoder scheme. *Medical Physics*, *50*(1), 123-136. <https://doi.org/10.1002/mp.16561>
- Huo, Y., Tang, Y., Chen, Y., Gao, D., Han, S., Bao, S., & Landman, B. A. (2019). Stochastic tissue window normalization of deep learning on computed tomography. *Journal of Medical Imaging*, *6*(4), 044005-044005. <https://doi.org/10.1117/1.JMI.6.4.044005>
- Jiang, H., Sun, Y., Liu, Y., & Wang, Y. (2020). DLU-Net: A dense learning U-Net for pancreas and pancreatic tumor segmentation on CT images. *IEEE Access*, *8*, 221-232. <https://doi.org/10.1109/BIBM49941.2020.9313263>
- Kaur, H., Kaur Saini, S., Thakur, N., & Juneja, M. (2024). Survey of denoising, segmentation and classification of pancreatic cancer imaging. *Current Medical Imaging*, *20*, e150523216892. <https://doi.org/10.2174/1573405620666230515090523>
- Li, Q., Liu, X., He, Y., Li, D., & Xue, J. (2023). Temperature guided network for 3D joint segmentation of the pancreas and tumors. *Neural Networks*, *157*, 387-403. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2022.10.026>
- Lu, L., Wu, M., Sen, G., Ren, F., & Hu, T. (2025). MDMU-Net: 3D multi-dimensional decoupled multi-scale U-Net for pancreatic cancer segmentation. *PeerJ Computer Science*, *11*, e3059. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.3059>
- Mahmoudi, T., Kouzahkanan, Z. M., Radmard, A. R., Kafieh, R., Salehnia, A., Davarpanah, A. H., Arabalibeik, H., & Ahmadian, A. (2021). Segmentation of Pancreatic Ductal Adenocarcinoma (PDAC) and surrounding vessels in CT images using deep convolutional neural networks and texture descriptors. *bioRxiv*. <https://doi.org/10.1101/2021.06.09.447508>
- Pham, V., Nguyen, H., Pham, B., Nguyen, T., & Nguyen, H. (2023). Robust engineering-based unified biomedical imaging framework for liver tumor segmentation. *Current Medical Imaging Reviews*, *19*(1), 37-45. <https://doi.org/10.2174/1573405617666210804151024>
- Simpson, A. L., Antonelli, M., Bakas, S., Bilello, M., Farahani, K., van Ginneken, B., & Cardoso, M. J. (2019). A large annotated medical image dataset for the development and evaluation of segmentation algorithms. *arXiv Preprint*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.09063>

- Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R. L., Laversanne, M., Soerjomataram, I., Jemal, A., & Bray, F. (2021). Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. *CA: A cancer journal for clinicians*, 71(3), 209-249. <https://doi.org/10.3322/CAAC.21660>
- Tran, N. N., Nguyen, H. D., Huynh, N. T., Tran, N. P., & Nguyen, L. V. (2022). Segmentation on chest CT imaging in COVID-19 based on the improved attention U-Net model. In H. Fujita & M. Ali (Eds.), *New trends in intelligent software methodologies, tools and techniques* (pp. 596-606). IOS Press. <https://doi.org/10.3233/FAIA220288>
- Yang, M., Zhang, Y., Chen, H., Wang, W., Ni, H., Chen, X., Li, Z., & Mao, C. (2022). AX-Unet: A deep learning framework for image segmentation to assist pancreatic tumor diagnosis. *Frontiers in Oncology*, 12, 894970. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.894970>
- Zhang, Z., Keles, E., Durak, G., Taktak, Y., Susladkar, O., Gorade, V., Jha, D., Ormeci, A. C., Medetalibeyoglu, A., Yao, L., & Wang, B. (2024). Large-scale multi-center CT and MRI segmentation of pancreas with deep learning. *Medical Image Analysis*, 99, 103382. <https://doi.org/10.1016/j.media.2024.103382>
- Zhang, Z., Yao, L., Keles, E., Velichko, Y., & Bagci, U. (2023). Deep learning algorithms for pancreas segmentation from radiology scans: A review. *Advances in Clinical Radiology*, 5(1), 31-52. <https://doi.org/10.1016/j.yacr.2023.05.001>

**A MULTI-SCALE ATTENTION U-NET
MODEL FOR PANCREATIC TUMOR SEGMENTATION**

Trinh Huy Hoang^{1*}, Le Hong Thuy Vu²

¹*Ho Chi Minh City University of Education, Vietnam*

²*Ho Chi Minh City University of Foreign Languages and Information Technology, Vietnam*

**Corresponding author: Trinh Huy Hoang – Email: hoangth@hcmue.edu.vn*

Received: January 08, 2026; Revised: March 20, 2026; Accepted: May 25, 2026

ABSTRACT

Accurately segmenting pancreatic tumors from medical images is a major challenge in the field of computer vision due to the complex variations in tumor shape and size, and the low contrast between diseased tissue and adjacent organs. This study proposes an improved U-Net model to address the limitations of information loss and poor localization of traditional convolutional networks, enabling good detection of even small tumors. An attention mechanism is applied at the bypass connections to automatically weight key regions, allowing the model to focus on the tumor area and mitigate background noise. The proposed model, trained and evaluated on the Medical Segmentation Decathlon-Pancreas Task (MSD-PT) dataset, showed superior performance with a Dice coefficient (DSC) of 0.7 and a sensitivity of 0.76, confirming its effectiveness in supporting early detection and minimizing missed tumors.

Keywords: computed tomography; pancreatic tumor; tumor segmentation; U-Net model