

ASFGAN: Mô hình Attention Gan kết hợp với biến đổi Fourier giúp chuyển đổi ảnh mô IHC từ ảnh HE

Trần Đình Toàn^{1*}, Huỳnh Thị Châu Lan¹, Nguyễn Thanh Long¹,
Trần Xuân Quỳnh Phương¹, Hoàng Thế Anh¹ và Nguyễn Đức Toàn²

¹Trường Đại học Công Thương Thành phố Hồ Chí Minh

²Công ty Cổ Phần Y Chính Xác

TÓM TẮT

Nghiên cứu này đề xuất một mô hình học sâu kết hợp giữa mạng sinh đối nghịch (Generative Adversarial Network) theo cơ chế attention và hàm mất mát Smooth Fourier để sinh ảnh mô IHC từ ảnh HE. Kết quả này giúp bác sĩ chọn phương pháp điều trị phù hợp cho từng bệnh nhân khi sớm phát hiện sự phát triển bất thường của các protein và cung cấp thông tin chi tiết về biểu hiện protein trên mô tế bào vú thông qua ảnh IHC. Thử nghiệm được tiến hành trên bộ dữ liệu Breast Cancer Immunohistochemical (BCI) đã công bố tại hội nghị CVPR 2022, kết quả đạt được theo độ đo PSNR và SSIM lần lượt là 20.5731 và 0.5421. Kết quả này tốt hơn các nghiên cứu đã công bố trước đó và có thể giúp giảm khối lượng công việc cho đội ngũ y bác sĩ, đồng thời giảm thời gian chờ và tăng khả năng điều trị kịp thời cho các bệnh nhân.

Từ khóa: ASFGAN, BCI, HE, IHC

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Theo tổ chức Y tế Thế giới (WHO) và các nghiên cứu tại Việt Nam, bệnh ung thư vú là căn bệnh ung thư phổ biến nhất chiếm tỷ lệ cao ảnh hưởng đến phụ nữ trên toàn thế giới, và tỷ lệ mắc bệnh này ở phụ nữ Việt Nam là rất cao. Do kinh tế xã hội phát triển và thay đổi cấu trúc dân số ảnh hưởng đến lối sống, biến đổi môi trường và sự gia tăng về tuổi thọ là các yếu tố làm tăng số lượng nguy cơ mắc bệnh ung thư vú ở phụ nữ. Bên cạnh đó, sự nhận thức về mức độ nguy hiểm của căn bệnh và tầm quan trọng của việc khám sàng lọc sớm vẫn đang trong quá trình cải thiện nhằm giảm tỷ lệ tử vong và tăng cơ hội điều trị bệnh thành công. Chính phủ và các cơ quan y tế có nhiều chương trình tuyên truyền nhằm nâng cao nhận thức, cũng như cải thiện khả năng tiếp cận các dịch vụ y tế như các dịch vụ khám sàng lọc chẩn đoán sớm và các giải pháp điều trị bệnh tại Việt Nam. Các chương trình khám sức khỏe định kỳ để sàng lọc và giáo dục cộng đồng nhằm mục đích khuyến khích phụ nữ thực hiện thăm khám sàng lọc như siêu âm, chụp nhũ ảnh

(mammography) nhằm phát hiện sớm ung thư vú để có cơ hội điều trị khỏi bệnh. Tuy nhiên, chi phí điều trị vì khả năng tiếp cận được các dịch vụ y tế chất lượng cao vẫn là những thách thức lớn với số đông bệnh nhân, đặc biệt là những người có hoàn cảnh khó khăn, người ở vùng sâu vùng xa [1]. Bệnh ung thư vú có thể điều trị đạt được kết quả tích cực nếu phát hiện bệnh ở giai đoạn sớm và xử lý kịp thời, dựa trên vào cách lựa chọn phương pháp (phác đồ) điều trị phù hợp với xác định chính xác giai đoạn bệnh cụ thể của từng bệnh nhân. Nếu ung thư vú biểu hiện thụ thể estrogen (ER) hoặc progesterone (PR), bệnh nhân có thể nhận liệu pháp điều trị bằng hormon như tamoxifen hoặc các ức chế aromatase, ngược lại những trường hợp không có biểu hiện ER hoặc PR, liệu pháp hóa trị là phương án điều trị chính. Bên cạnh đó, thụ thể HER2 là một gen quan trọng trong sự phát triển của ung thư vú nó sản xuất protein HER2 (HER2/neu) khi bệnh nhân có HER2 dương tính có thể được điều trị bằng liệu pháp sinh học như

Tác giả liên hệ: ThS. Trần Đình Toàn

Email: toantd@huit.edu.vn

trastuzumab. Tuy nhiên, việc kiểm tra biểu hiện của HER2 phải sử dụng phương pháp hóa mô miễn dịch IHC - Immunohistochemical để nhuộm và xác định sự hiện diện của protein HER2 hoặc hormone trong mô ung thư vú. Hiện nay, việc áp dụng kỹ thuật IHC trong chẩn đoán và điều trị cho bệnh nhân ung thư vú đòi hỏi một khoản chi phí khá lớn và thời gian chờ đợi lâu cho cả bệnh nhân và bác sĩ điều trị. Vấn đề này là một thách thức lớn đối với các nhà quản lý, các nhà khoa học nhằm tìm kiếm giải pháp giúp giảm chi phí y tế, giảm khối lượng công việc cũng như thời gian cần thiết cho cả bệnh nhân và đội ngũ y bác sĩ [2, 3].

Đã có rất nhiều nghiên cứu sinh ảnh ứng dụng phương pháp sinh đối nghịch (GAN) [4-7], nhưng sinh dữ liệu ảnh trong lĩnh vực y khoa chưa có nhiều công trình được công bố. Đến năm 2022, có các nghiên cứu sinh ảnh trong lĩnh vực y khoa được công bố như sinh ảnh mô ung thư vú để hỗ trợ lập phác đồ điều trị bệnh mới xuất hiện. Tác giả Shengjie Liu cùng cộng sự đã công bố tập dữ liệu BCI và đề xuất phương pháp sinh ảnh pix2pix giúp chuyển ảnh HE sang ảnh IHC [8]. Tác giả Aydogan Ozcan cùng cộng sự đã thực hiện kỹ thuật nhuộm mô IHC ảo khi đề xuất sử dụng phương pháp học sâu. Phương pháp này huấn luyện mạng thần kinh đã cách mạng hóa các kỹ thuật nhuộm mô tạo ra các vết mô học kỹ thuật số, cung cấp các giải pháp thay thế nhanh chóng, tiết kiệm chi phí và độ chính xác [9]. Fangda Li cùng cộng sự đã phát hiện thiếu các cặp ảnh cơ bản HE-IHC hoàn hảo về pixel do đó hầu hết các phương pháp hiện tại đều phải dựa vào chú thích của chuyên gia. Vì vậy nhóm tác giả đã đề xuất giải pháp học sâu trong đó xây dựng hàm mất mát Adaptive Supervised PatchNCE (ASP) kết hợp điều chỉnh trọng số mạng động và giảm nhiễu để xử lý trực tiếp đầu vào nhằm mục tiêu giám sát toàn bộ quá trình chuyển đổi từ ảnh HE sang IHC [10]. Nhóm tác giả [1] đã đề xuất WMD cGan (Wavelet Multi Domain conditional GAN) để chuyển đổi ảnh HE sang IHC với kết quả đạt được khá tốt. Tác giả Toan Tran và nhóm nghiên cứu đã đề xuất mô hình với Denoising Diffusion Probability Model (DDPM) trong sinh ảnh IHC

từ ảnh mô HE và đưa ra một chuẩn trong bài toán sinh ảnh y khoa [11].

Các mô hình ở trên chưa tận dụng được thông tin của các đặc trưng nông và sâu, kiến trúc khá lớn của các mô hình đã sử dụng ở trên gây khó khăn khi áp dụng vào thực tế vì phần lớn hạ tầng AI trong lĩnh vực y tế ở Việt Nam chưa được phát triển và còn khá nhiều hạn chế.

Trong nghiên cứu này tập trung giải quyết 2 công việc chính cho các vấn đề đã phân tích trên, như sau:

- Đề xuất kiến trúc mạng học sâu ASFGAN tập trung vào việc xử lý đặc trưng nông và sâu theo cơ chế Attention để có thể trích xuất đặc trưng tốt hơn nhằm sinh ra ảnh chất lượng tốt.
- Đề xuất hàm mất mát Smooth GAN kết hợp với giám sát Fourier để giám sát tốt hơn đầu ra của mạng sinh ảnh.

Kết quả nghiên cứu chi tiết được trình bày ở các phần tiếp theo của bài viết này.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Attention

Attention [12] do Ashish Vaswani và cộng sự đề xuất được giới thiệu năm 2017. Cơ chế hoạt động là dựa vào quá trình huấn luyện các đặc trưng quan trọng của đối tượng sẽ được nổi bật hơn so với các đặc trưng kém quan trọng, thông tin do đặc trưng mang lại giúp mô hình có thể xử lý tốt hơn.

$$Y = \text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{D}}\right)V \quad (1)$$

Trong đó: Q là ma trận (tập hợp) các truy vấn (queries), K là ma trận khóa (key) và V là giá trị (value) là 3 biểu diễn của kiến trúc attention, D là số chiều của khối attention.

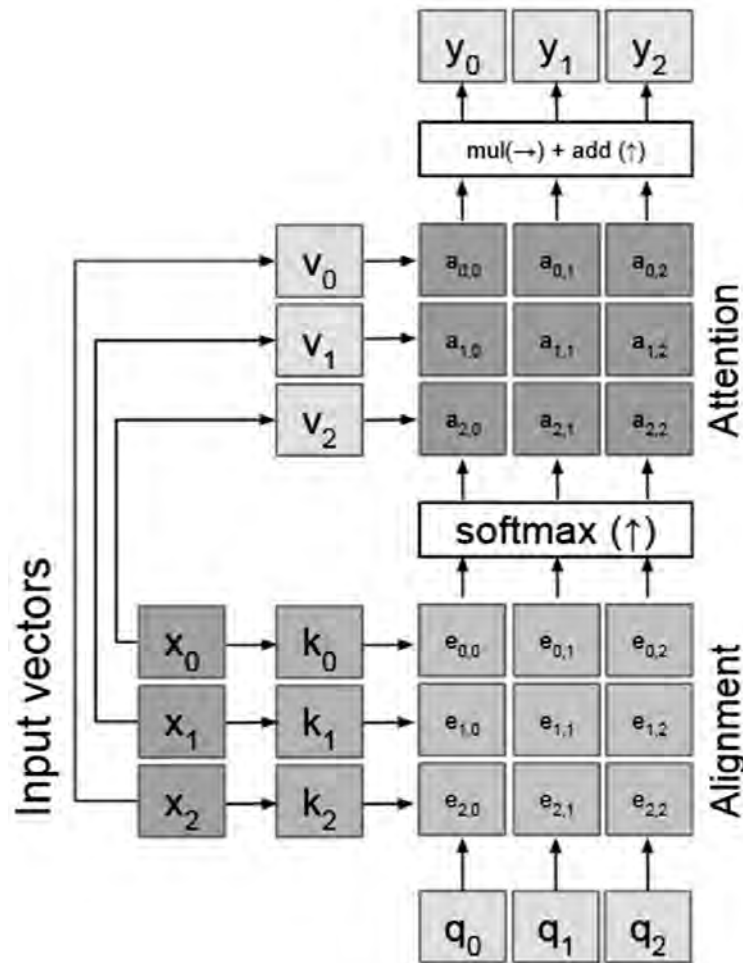
Quá trình hoạt động của Attention được tổng quát lại như sau:

- Đầu vào: $x(N \times D)$, $Q(M \times D)$

- Toán tử:

- Key vectors: $K = xW_k$
- Value vector: $V = xW_v$
- Alignment: $e_{i,j} = \frac{Q_j K_i}{\sqrt{D}}$
- Attention: $a = \text{softmax}(e)$

- Đầu ra: $Y_j = \sum_i a_{i,j} V_i$



Hình 1. Kiến trúc của Attention [12]

2.2. Attention GAN (Generative Adversarial Network)

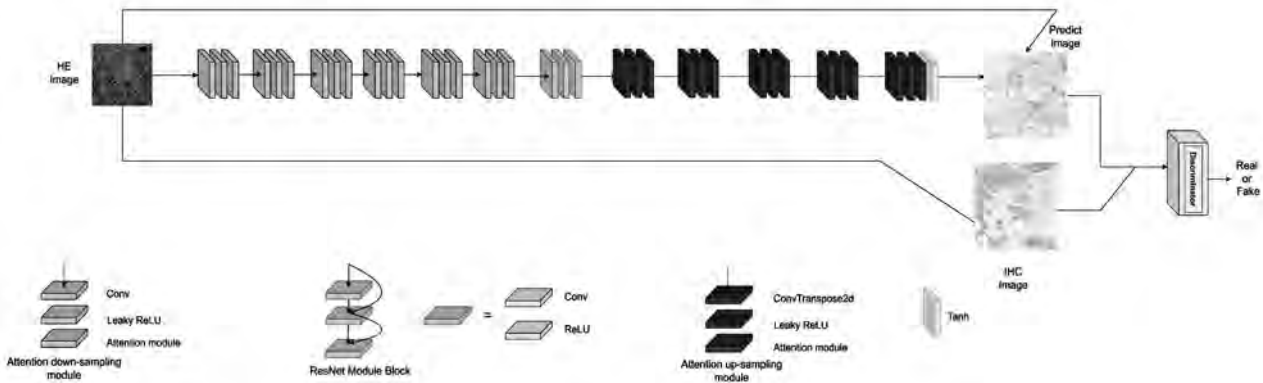
Khối kiến trúc Attention GAN được chia làm hai phần: Khối sinh (Generator) và khối phân biệt (Discriminator).

Khối sinh lấy ý tưởng từ kiến trúc Unet [13] có hai khối (nhánh) là Encoder, Decoder và kết nối giữa hai khối này là các kết nối dựa trên kiến trúc ResNet với các skip connection, trong đó:

- Khối Encoder gồm 6 khối Attention Down-sampling Module để rút trích được các đặc trưng nông tốt hơn, giúp mô hình tập trung vào các khu vực quan trọng của ảnh đầu vào, từ đó mã hóa thông tin chính xác và hiệu quả hơn. Điều này đặc biệt quan trọng đối với việc nắm bắt các đặc điểm phức tạp và khó, giúp cải thiện chất lượng của các đặc trưng được trích xuất.
- Khối Decoder được tạo tương ứng với 6 khối Attention Upsampling Module, các khối Attention giúp mô hình “nhớ” và tái sử dụng các

đặc trưng quan trọng từ khối encoder một cách hiệu quả. Giúp cải thiện khả năng suy luận cấu trúc của đối tượng mục tiêu từ các đặc trưng được mã hóa, đưa đến việc tạo ra kết quả chính xác hơn.

- Ngoài ra khối Attention giúp tối ưu hóa quá trình truyền thông tin giữa Encoder và Decoder bằng cách “lọc” và tập trung vào thông tin có ích nhất. Từ đó, giảm thiểu sự mất mát thông tin quan trọng trong quá trình truyền đạt và cải thiện khả năng suy luận đặc trưng của mô hình. Đồng thời khối Attention đánh trọng số mạnh vào các đặc trưng quan trọng giúp giảm nhiễu và tăng cường độ chính xác.
- Trong nghiên cứu này, tiến hành kết nối hai khối Encoder và Decoder bằng các khối Skip Connection để quá trình huấn luyện các đặc trưng được kế thừa nhau có thể mượt (Smooth) hơn làm tăng độ chính xác của mô hình. Khối kiến trúc này được thể hiện như Hình 2.



Hình 2. Kiến trúc mạng học sâu đề xuất

2.3. Attention Smooth Fourier Generative Adversarial Network (ASFGAN)

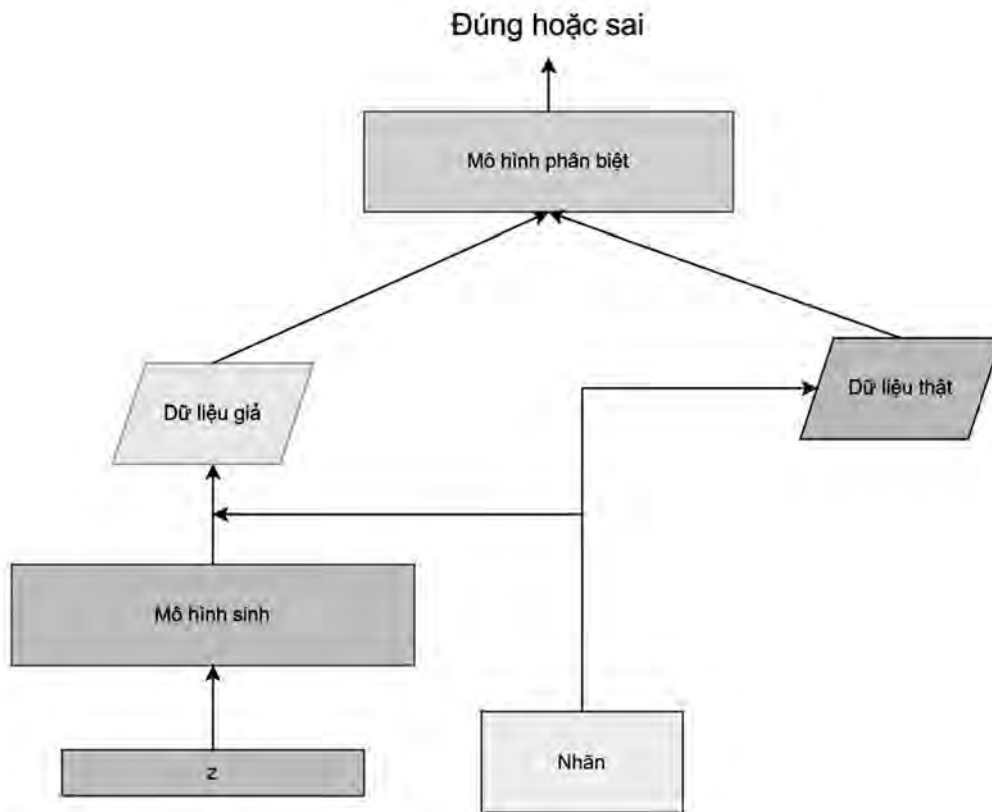
Với kiến trúc GAN [14], z đại diện cho một vector ngẫu nhiên được tạo ra từ một phân phối Gaussian bất kì. Bài toán này yêu cầu tối ưu hóa theo dạng đối kháng, trong đó mạng sinh (Generator Network) được huấn luyện để tạo ra

ảnh mà mạng phân biệt (Discriminator Network) không thể phân biệt được là giả. Ngược lại, mạng phân biệt được huấn luyện để phân biệt giữa các ảnh giả được tạo ra bởi mạng sinh và các ảnh thật. Quá trình này được thực hiện thông qua việc tối ưu hóa hàm mục tiêu theo công thức dưới đây:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{y \sim p_{data}}(y) [\log D(y)] + E_{z \sim p_z}(z) [\log (1 - D(G(z)))] \tag{2}$$

Với cGAN có một sự thay đổi khi xác định hàm mất mát và được trực quan ở Hình 3:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{y \sim p_{data}, x \sim p_{data}}(y, x) + E_{x \sim p_{data}}(x) [\log(1 - D(G(x), x))] \tag{3}$$



Hình 3. Sơ đồ quá trình xử lý của cGAN [1]

Điểm yếu của hàm mất mát này là chỉ tập trung vào việc đánh lừa khối phân biệt (Discriminator). Điều này có thể khiến khối phân biệt hội tụ quá sớm, gây tắc nghẽn quá trình tối ưu hóa. Để giảm thiểu vấn đề trên, nghiên cứu này đã kết hợp hàm L1 loss vào cGAN nhằm tăng cường giám sát cho khối sinh (Generator), giúp khối sinh tạo ra các mẫu có cấu trúc rõ ràng và gần với dữ liệu thực. Hàm L1 loss tính toán sự khác biệt tuyệt đối giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế, giúp GAN tạo ra hình ảnh với các chi tiết gần giống thực hơn. L1 loss phạt mạnh các sai số lớn giúp bảo toàn đặc điểm tổng thể của ảnh, giảm thiểu nhiễu và bóng mờ trong các bản tái tạo. Tuy nhiên, vì L1 loss có xu hướng tạo ra các giá trị trung bình nên làm giảm sự xuất hiện của các nét cực đoan trong ảnh. Ngoài L1 loss, nghiên cứu này còn tích hợp thêm hàm Fourier loss để nâng cao chất lượng chi tiết ở các tần số cao của ảnh sinh ra. Fourier loss đo lường độ sai lệch trong không gian tần số giữa ảnh dự đoán và ảnh gốc giúp khối sinh tập trung vào việc tái hiện chính xác các chi tiết kết cấu phức tạp như đường viền và các đặc điểm nhỏ của ảnh. Khi kết hợp cả L1 và Fourier loss, mô hình không chỉ bảo toàn được cấu trúc lớn mà còn cải thiện chất lượng của các chi tiết giúp ảnh sinh ra trở nên sắc nét và chân thực hơn. Sự kết hợp của Fourier loss và L1 loss cũng góp phần ổn định quá trình học của GAN vì L1 loss giúp kiểm soát các giá trị cực đoan, còn Fourier loss giúp điều chỉnh các sai lệch trong tần số cao mà vẫn giữ tính nhất quán của ảnh. Điều này hạn chế sự mất ổn định trong quá trình huấn luyện và giúp GAN hội tụ tốt hơn, đặc biệt là khi gặp các điểm dữ liệu ngoại lai hoặc nhiễu.

$$G^* = \arg \min_{weight G} [L_1 + L_f + \max_{weight D} L_{GAN}(G, D)] \quad (4)$$

Với:

$$L_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

$$L_f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(A_i - \hat{A}_i) + (P_i - \hat{P}_i)] \quad (6)$$

Trong đó:

$$\tilde{F} = \int F e^{ikx} dx = A e^{iP} \quad (7)$$

F là hàm thông thường, \tilde{F} là hàm Fourier, y là nhãn, \hat{y} là đầu ra của mô hình, A và P là biên độ và pha của biến đổi Fourier tương ứng với nhãn và đầu ra của mô hình.

3. THỰC NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ

3.1. Dữ liệu

Kiểm tra mô tế bào học giữ một vai trò trọng yếu trong chẩn đoán ung thư vú, được coi là tiêu chuẩn vàng để đưa ra các quyết định liên quan đến phương pháp điều trị bệnh. Đó là một phần của quá trình thực hiện nhuộm mô bằng Hematoxylin và Eosin (H&E), qua đó cung cấp khả năng nhận biết sự có mặt của bệnh ung thư [3]. Điểm hạn chế của phương pháp này là không xác định được giai đoạn bệnh ung thư vú. Để giải quyết vấn đề này, kỹ thuật ImmunoHistoChemistry (IHC) đã được áp dụng nhằm nhuộm mô sử dụng các chất miễn dịch, qua đó cho phép xác định mức độ hiện diện của thụ thể protein HER2 trên bề mặt tế bào ung thư. Theo cách này, kết quả cho phép xác định tế bào bệnh có phản ứng tích cực hay tiêu cực đối với HER2 [2].

Bộ dữ liệu ảnh mô ung thư vú BCI (Breast Cancer Immunohistochemical) được tác giả Liu và các cộng sự giới thiệu một trong hội nghị CVPR 2022 [11] và họ đã đề xuất một bộ chuẩn mực (benchmark) nhằm khuyến khích việc phát triển các kỹ thuật tiên tiến giải quyết bài toán đầy thách thức này. Bộ dữ liệu BCI chứa 4873 cặp ảnh dùng cho quá trình huấn luyện và 977 ảnh dành cho việc thử nghiệm, đồng thời cung cấp các kết quả đánh giá theo các cấp độ phản ứng của phương pháp IHC.

3.2. Độ đo và thực nghiệm

a) Độ đo

PSNR [15]: Đo chất lượng dữ liệu khôi phục được của các thuật toán có mất mát dữ liệu. Thông thường PSNR càng cao thì chất lượng khôi phục càng tốt. Đơn vị đo (db).

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (8)$$

Trong đó:

- MAX_I là giá trị pixel lớn nhất tương ứng với loại ảnh n bit (2^{n-1}).

- Với ảnh 8 bit khoảng giá trị chấp nhận từ 30db – 50db.

- Với ảnh 16 bit khoảng giá trị chấp nhận từ 60db – 80db.

SSIM [15]: Đây là phép đo mức độ giống nhau về cấu trúc của ảnh gốc cần xem xét, so với ảnh đó sau khi đã bị biến đổi cấu trúc, chịu ảnh hưởng bởi độ sáng, và có suy giảm thông tin.

$$SSIM(i) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{x\sim y} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (9)$$

Được xây dựng trên cơ sở sử dụng hai cửa sổ trượt Gaussian, với mỗi cửa sổ sẽ trượt trên từng ảnh được sinh ra và ảnh nhẵn của bộ dữ liệu để tính được kì vọng, phương sai và hiệp phương sai của mỗi ma trận sau khi trượt và kết quả có được với i là tọa độ của cửa sổ trượt.

Với μ , σ , σ_{\sim} lần lượt là kì vọng, phương sai và hiệp phương sai.

b) Các thực nghiệm

Bước 1: Tiến hành thực nghiệm lại các thuật toán dựa trên nền tảng của các nghiên cứu đã công bố như cycleGAN, Pix2pix(unet generator), Pix2pix(resnet generator), HDMG Unet, DWT Encoder-decoder, WMD-CGAN nhằm mục đích đánh giá tổng thể, toàn diện về hiệu suất và khả năng của các thuật toán này.

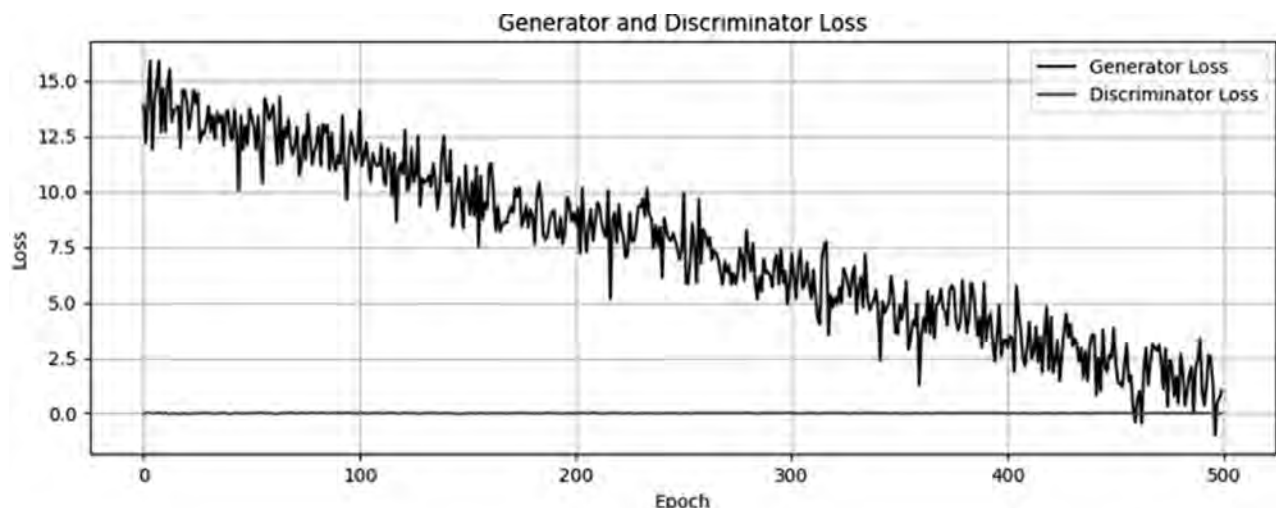
Bước 2: Thực nghiệm với thuật toán đề xuất Attention Smooth Fourier Generative Adversarial Network - ASFGAN_(Our), trong đó:

- Ảnh đầu vào được giảm kích thước xuống 256x256, thấp hơn so với kích thước ảnh 512x512 của các thuật toán trước đó, qua đó giảm đáng kể tài nguyên tính toán cho hệ thống và giảm thời gian huấn luyện mô hình, kết quả đạt được vẫn tốt.
- Phần chuẩn hóa ảnh được giữ nguyên với kì vọng và phương sai là 0.5 so với các thuật toán trước đó.

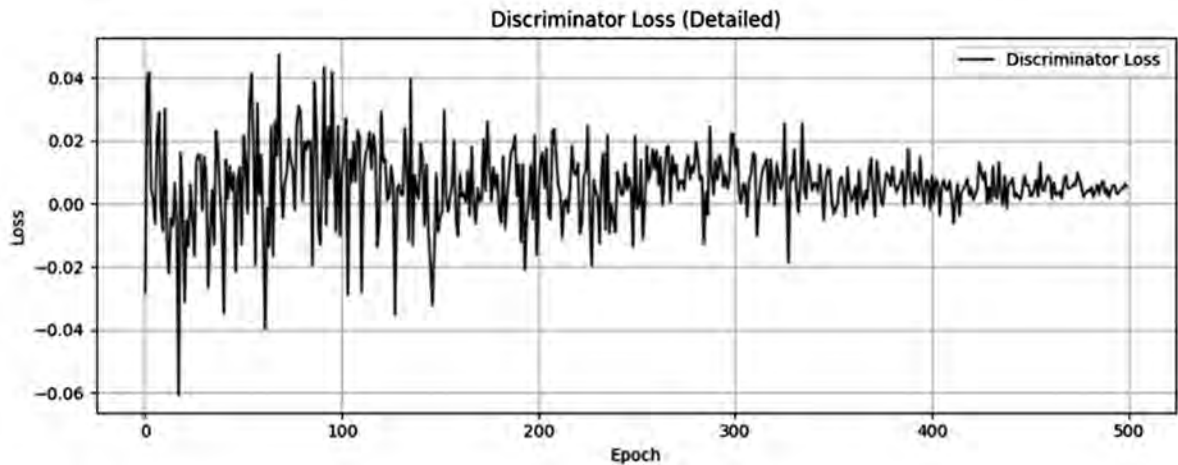
- Dùng thuật toán tối ưu với ADAM optimizer ($\beta_1 = 0.5$, $\beta_2 = 0.9999$) với 500 epoch, khởi tạo với learning rate bằng 4e-04 giữ nguyên giá trị đến epoch thứ 250 và giảm dần về 0 khi đến epoch 500.

3.3. Kết quả

Chúng tôi đã tiến hành so sánh kết quả thực nghiệm của mô hình đề xuất ASFGAN với các mô hình hiện có bao gồm cycleGAN, Pix2pix (với các bộ phát sinh Unet và Resnet), HDMG Unet, DWT Encoder-decoder và WMD-CGAN dựa trên các chỉ số PSNR và SSIM. Chỉ số PSNR để đánh giá mức độ khác biệt giữa ảnh gốc và ảnh sinh ra, trong khi SSIM đo lường độ tương đồng cấu trúc giữa hai ảnh, rất quan trọng trong các bài toán sinh ảnh. Kết quả cho thấy ASFGAN đạt PSNR cao nhất là 20.570 và SSIM là 0.5421, vượt trội hơn so với các mô hình khác, cụ thể trong Bảng 1. Dựa trên công thức đánh giá "Result" ($0.4 \times PSNR + 0.6 \times SSIM \times 10^2$) của cuộc thi Breast Cancer Immunohistochemical Image Generation Challenge (<https://bci.grand-challenge.org/>) thì ASFGAN đạt điểm cao nhất (40.754), tiếp theo là WMD-CGAN (36.65) và Pix2pix với bộ phát sinh Resnet (34.13). Điều này chứng tỏ ASFGAN không chỉ tái tạo ảnh với độ sắc nét cao mà còn bảo toàn được cấu trúc chi tiết tốt hơn các mô hình còn lại nhờ vào kiến trúc đặc biệt và kỹ thuật huấn luyện hiệu quả. Kết quả thực nghiệm này khẳng định ASFGAN là một giải pháp tối ưu cho bài toán nghiên cứu, cải thiện rõ rệt chất lượng tái tạo ảnh so với các phương pháp trước đây. Hình 4 thể hiện quá trình thay đổi của Generator và Discriminator loss trong huấn luyện mô hình ASFGAN và Hình 5 là chi tiết quá trình thay đổi của hàm Discriminator loss.



Hình 4. Đồ thị biểu diễn quá trình Huấn luyện của ASFGAN



Hình 5. Đồ thị biểu diễn quá trình thay đổi của hàm Discriminator loss

Bảng 1. Kết quả thực nghiệm và đối sánh

	PSNR	SSIM	Result = $0.4 \times PSNR + 0.6 \times SSIM \times 10^2$
cycleGAN [8]	16.203	0.373	28.86
Pix2pix(unet generator) [8]	18.654	0.419	32.60
Pix2pix(resnet generator) [8]	19.328	0.440	34.13
HDMG Unet [1]	17.820	0.4517	34.23
DWT Encoder-decoder [1]	16.940	0.4273	32.14
WMD-CGAN[1]	19.380	0.4817	36.65
ASFGAN (Our)	20.570	0.5421	40.754

4. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này đã đề xuất mô hình ASFGAN chuyển đổi ảnh mô vú IHC từ ảnh HE, giúp bác sĩ chẩn đoán chính xác giai đoạn bệnh và lập phác đồ điều trị phù hợp cho từng bệnh nhân ung thư vú, qua đó giúp giảm khối lượng công việc của đội ngũ y bác sĩ và thời gian chờ của bệnh nhân. Các thực nghiệm được tiến hành trên bộ dữ liệu BCI với thuật toán đề xuất đã giảm thiểu tài nguyên tính toán và kết quả đạt được thể hiện trong bảng 1 khá tốt, thời gian huấn luyện mô hình được giảm thiểu đáng kể có thể áp dụng cho các công việc theo yêu cầu thời gian thực.

Trong tương lai, chúng tôi sẽ tiếp tục nghiên cứu cải tiến phương pháp sinh ảnh kết hợp thêm các mô hình tiên tiến khác để giải quyết vào các trường hợp sinh ảnh ở mức của bộ dữ liệu BCI, nghiên cứu kết hợp các mô hình LLM để có thể tạo ra một hệ thống khuyến nghị hỗ trợ y bác sĩ và bệnh nhân.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được hoàn thành dưới sự hỗ trợ của đề tài nghiên cứu khoa học và phát triển công nghệ theo hợp đồng số 14/HĐ-DCT ngày 09/01/2024 của Trường Đại học Công Thương Thành phố Hồ Chí Minh.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] T. Đ. Toàn, N. Đ. Toàn, L. M. Hưng và T. V. Lãng, “Phương pháp WMD-CGAN biến đổi ảnh nhuộm mô HE thành ảnh IHC nhằm hỗ trợ xác định phác đồ điều trị ung thư vú,” in *FAIR'2022*, Nhà xuất bản Khoa học tự nhiên và Công nghệ, 2022, pp. 413–422. Doi: 10.15625/vap.2022.0250.

[2] Vinmec, “IHC test trong xét nghiệm ung thư vú dương tính với HER2”, 2024 [Trực tuyến]. Địa chỉ: [https://www.vinmec.com/vi/serviceline-vu/suc-khoe-thuong-thuc/ihc-test-trong-xet-nghiem-](https://www.vinmec.com/vi/serviceline-vu/suc-khoe-thuong-thuc/ihc-test-trong-xet-nghiem-ung-thu-vu-duong-tinh-voi-her2/)

[ung-thu-vu-duong-tinh-voi-her2/](https://www.vinmec.com/vi/serviceline-vu/suc-khoe-thuong-thuc/ihc-test-trong-xet-nghiem-ung-thu-vu-duong-tinh-voi-her2/)

[3] Bệnh viện Nguyễn Tri Phương, “Phương pháp nhuộm Hematoxylin & Eosin (H&E)”, 2024. [Trực tuyến]. Địa chỉ: <https://bvnguyentriphuong.com.vn/giai-phau-benh/phuong-phap-nhuom-hematoxylin-eosin-he>

[4] M. Schutera, M. Hussein, J. Abhau, R. Mikut and M. Reischl, “- Night-to-Day: Online Image-to-Image Translation for Object Detection Within Autonomous Driving by Night,” *IEEE Transactions on Intelligent*

Vehicles, 2020. Doi: 10.1109/TIV.2020.3039456.

[5] D. Shiotsuka *et al.*, “- GAN-Based Semantic-Aware Translation for Day-to-Night Images,” *Digest of Technical Papers - IEEE International Conference on Consumer Electronics*, 2022. Doi: 10.1109/ICCE53296.2022.9730532.

[6] T. Karras, M. Aittala, J. Hellsten, S. Laine, J. Lehtinen, and T. Aila, “- Training Generative Adversarial Networks with Limited Data,” *Adv Neural Inf Process Syst*, vol. 2020, December, 2020. Doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.06676>.

[7] R. Xu, X. Wang, K. Chen, B. Zhou, and C. C. Loy, “- Positional Encoding as Spatial Inductive Bias in GANs,” *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 13564–13573, 2020. Doi: 10.1109/CVPR46437.2021.01336.

[8] S. Liu, C. Zhu, F. Xu, X. Jia, Z. Shi, and M. Jin, “- BCI: Breast Cancer Immunohistochemical Image Generation through Pyramid Pix2pix,” 2022. [Online]. Available: <https://bupt-ai-cz.github.io>.

[9] B. Bai, X. Yang, Y. Li, Y. Zhang, N. Pillar, and A. Ozcan, “- Deep Learning-enabled Virtual Histological Staining of Biological Samples,” 2022. Doi: <https://doi.org/10.1038/s41377-023-01104-7>.

[10] F. Li, Z. Hu, W. Chen, and A. Kak, “- Adaptive Supervised PatchNCE Loss for Learning H&E-to-IHC Stain Translation with Inconsistent Groundtruth Image Pairs,” 2023. Doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.06193>.

[11] T. D. Toan, N. D. Toan, L. M. Hung, and H. L. U. Thuc, “Breasthistologygen: Some unconditional breast cancer generative imaging methods based on explicit and implicit density estimates,” in *FAIR'2023*, Publishing House for Science and Technology, 2023, pp. 27–36. Doi: 10.15625/vap.2023.0018.

[12] A. Vaswani *et al.*, “Attention Is All You Need,” Jun. 2017. Doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>.

[13] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, “U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation,” 2015. Doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1505.04597>.

[14] I. J. Goodfellow *et al.*, “Generative Adversarial Networks,” Jun. 2014. Doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>.

[15] A. Horé and D. Ziou, “Image quality metrics: psnr vs. ssim,” *proceedings International conference on pattern recognition*, pp. 2366–2369, 2010. Doi: 10.1109/icpr.2010.579.

ASFGAN: Attention Gan model combined with Fourier transform for converting IHC tissue images from HE images

Tran Dinh Toan, Huynh Thi Chau Lan, Nguyen Thanh Long,
Tran Xuan Quynh Phuong, Hoang The Anh and Nguyen Duc Toan

ABSTRACT

This study proposes a deep learning model combining a Generative Adversarial Network based on the attention mechanism and the Smooth Fourier loss function to generate IHC tissue images from HE images. This result helps doctors choose the appropriate treatment method for each patient when detecting early abnormal development of proteins and providing detailed information about protein expression on breast tissue cells through IHC images. The experiment was conducted on the Breast Cancer Immunohistochemical (BCI) dataset published at the CVPR 2022 conference, the results achieved according to the PSNR and SSIM measures are 20.5731 and 0.5421, respectively. This result is better than previously published studies and can help reduce the workload of medical teams, while reducing waiting time and increasing the ability to treat patients promptly.

Keywords: ASFGAN, BCI, HE, IHC

Received: 22/10/2024

Revised: 22/11/2024

Accepted for publication: 22/11/2024