

Nghiên cứu hiệu quả mô hình hiệu chỉnh nhiễu suy giảm trong SPECT xạ hình tưới máu cơ tim

Effectiveness of using deep learning model with attenuation correction in myocardial perfusion imaging by SPECT

Chu Minh Đức, Nguyễn Ngọc Dương,
Trần Văn Nhuận, Mai Hồng Sơn

Bệnh viện Trung ương Quân đội 108

Tóm tắt

Mục tiêu: Đánh giá kiểm tra hiệu quả của việc sử dụng mô hình deep learning (Học sâu) với việc hiệu chỉnh suy giảm nhiễu trong hình ảnh xạ hình tưới máu cơ tim bằng SPECT. **Đối tượng và phương pháp:** Sử dụng kiến trúc mạng 3DUnet-GAN để hiệu chỉnh suy giảm nhiễu đối với các hình ảnh SPECT không hiệu chỉnh suy giảm (NC) để tạo ảnh SPECT có hiệu chỉnh suy giảm (AC). Hình ảnh sinh ra từ mô hình AI được so sánh với hình ảnh SPECT/CT (TrueAC). So sánh đánh giá kết quả của mô hình với kiến trúc ResNet và phương pháp Chang AC, xem xét hệ số suy giảm đồng đều trong cơ thể. Đánh giá hình ảnh sinh ra từ mô hình với hiệu quả đem lại trong lâm sàng. **Kết quả:** Nhìn chung, việc sinh ảnh hiệu chỉnh suy giảm (AC) từ mô hình sử dụng kiến trúc mạng AI dựa trên hình ảnh CT, vượt trội hơn đáng kể so với phương pháp Chang. Các mô hình ResNet và 3DUNet-GAN có kết quả về sai số trung bình ME lần lượt là $-6,99 \pm 16,72$ và $-4,41 \pm 11,8$ và chỉ số cấu trúc tương đồng SSIM lần lượt là $0,99 \pm 0,04$ và $0,98 \pm 0,05$. Trong khi phương pháp CHANG có các kết quả ME và SSIM lần lượt là $25,52 \pm 33,98$ và $0,93 \pm 0,09$. **Kết luận:** Phương pháp sử dụng học sâu máy tính để khử nhiễu ảnh SPECT có tiềm năng sử dụng được cho các cơ sở chỉ sử dụng các máy SPECT đơn thuần.

Từ khóa: SPECT xạ hình tưới máu cơ tim, trí tuệ nhân tạo, hiệu chỉnh suy giảm.

Summary

Objective: To evaluate the effectiveness of using deep learning model with attenuation correction in SPECT myocardial perfusion imaging. **Subject and method:** Use the 3DUnet-GAN network to attenuation correction for SPECT without attenuation correction (NC) images to generate attenuation corrected (AC) SPECT images. The image generated from the AI model is compared with the SPECT/CT image (TrueAC). Compare and evaluate the results of the model used with ResNet model and Chang AC method, the coefficient of uniform decline in body contour. Evaluate model-generated images with clinical effectiveness. **Result:** Overall, the deep learning solution exhibited good agreement with the CT-based AC, noticeably outperforming the Chang method. The ResNet and 3DUNet-GAN models resulted in the ME (count) of -6.99 ± 16.72 and -4.41 ± 11.8 and SSIM of 0.99 ± 0.04 and 0.98 ± 0.05 , respectively. While the Chang approach led to ME and SSIM of 25.52 ± 33.98 and 0.93 ± 0.09 , respectively. Similarly, the clinical evaluation revealed a mean TPD of 12.21 ± 8.28 and 12.00 ± 9.21 for the ResNet and UNet models, respectively, compared to 11.95 ± 9.37 obtained from the reference SPECT CT-AC images. On the other hand, the Chang approach led to a mean TPD of 14.26 ± 8.19 . **Conclusion:** The method of using

Ngày nhận bài: 25/8/2023, ngày chấp nhận đăng: 30/8/2023

Người phản hồi: Mai Hồng Sơn, Email: alex.hong.son@gmail.com - Bệnh viện Trung ương Quân đội 108

computer deep learning to attenuation correction SPECT images potential to be used for facilities that only use SPECT machines, assisting doctors in diagnosing images and reducing the pressure on work intensity for medical staff.

Keywords: AI, SPECT, myocardial perfusion imaging, attenuation correction.

1. Đặt vấn đề

Xạ hình tưới máu cơ tim được ứng dụng rộng rãi trong thực hành lâm sàng như một phương pháp để chẩn đoán cũng như tiên lượng bệnh động mạch vành [4].

Để chẩn đoán chính xác bệnh động mạch vành thì nhiều ảnh trong xạ hình tưới máu cơ tim luôn là thách thức cho các bác sĩ y học hạt nhân. Một trong những yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng ảnh chụp SPECT là hiệu ứng suy giảm của bức xạ khi đi qua các mô, cơ quan cơ thể gây ra nhiều suy giảm trên ảnh. Nhiều suy giảm gây ra các vùng khuyết xạ trên hình ảnh SPECT xạ hình tưới máu cơ tim (myocardial perfusion imaging: MPI), gây khó khăn trong phân biệt khuyết xạ do bệnh động mạch vành hay do nhiều suy giảm, làm giảm độ đặc hiệu của phương pháp và dẫn đến dương tính giả trong chẩn đoán.

Phương pháp hiệu quả nhất trong hiệu chỉnh nhiều suy giảm trên ảnh chụp SPECT xạ hình MPI hiện nay là sử dụng CT trong hệ thống SPECT/CT. Bên cạnh việc cung cấp hình ảnh cấu trúc, kỹ thuật này có thể tạo bản đồ hiệu chỉnh suy giảm cho từng bệnh nhân với độ nhiễu tương đối thấp và chất lượng hình ảnh cao. Tuy nhiên, các bản đồ hiệu chỉnh suy giảm này thường xuất hiện sai lệch giữa quá trình chụp ảnh phát xạ và chụp ảnh truyền qua do chuyển động không đồng bộ của các khối ghi nhận hình ảnh hoặc do chuyển động của bệnh nhân trong khi chụp hình. Hơn nữa, sử dụng CT còn gây tăng liều chiếu cho bệnh nhân. Bên cạnh đó, số lượng hệ thiết bị kết hợp chụp SPECT và SPECT/CT cũng chỉ chiếm khoảng 20% tổng số các thiết bị chụp ảnh SPECT trên thế giới.

Gần đây, các phương pháp tiếp cận dựa trên trí tuệ nhân tạo, đặc biệt là các thuật toán học sâu [5], đã cách mạng hóa việc tạo ra bản đồ hiệu chỉnh suy giảm cho từng bệnh nhân mà không cần chụp CT. Tuy nhiên, các nghiên cứu ứng dụng chứng minh giá trị của trí tuệ nhân tạo trong việc hiệu chỉnh hiệu ứng suy giảm vẫn còn chưa nhiều. Do vậy, mục tiêu

của nghiên cứu này nhằm mục tiêu: *Khảo sát hiệu năng và đánh giá khả năng áp dụng một số mô hình học sâu tự tạo bản đồ hiệu chỉnh nhiều suy giảm ứng dụng trong chụp xạ hình tưới máu cơ tim bằng thiết bị SPECT tại Bệnh viện Trung ương Quân đội 108.*

2. Đối tượng và phương pháp

2.1. Đối tượng

Hình ảnh xạ hình tưới máu cơ tim của bệnh nhân có chỉ định chụp xạ hình tại Khoa Y học hạt nhân (YHHN), Bệnh viện TƯQĐ 108. Tổng số 200 tệp ảnh của 100 bệnh nhân được chụp xạ hình với ^{99m}Tc -sestamibi cho 2 pha nghỉ và gắng sức theo quy trình chụp hình theo hướng dẫn của Hội Y học hạt nhân châu Âu 2015 [5]. Hình ảnh SPECT và CT được thu thập trên máy SPECT/CT Discovery NM/CT 640 (GE Healthcare).

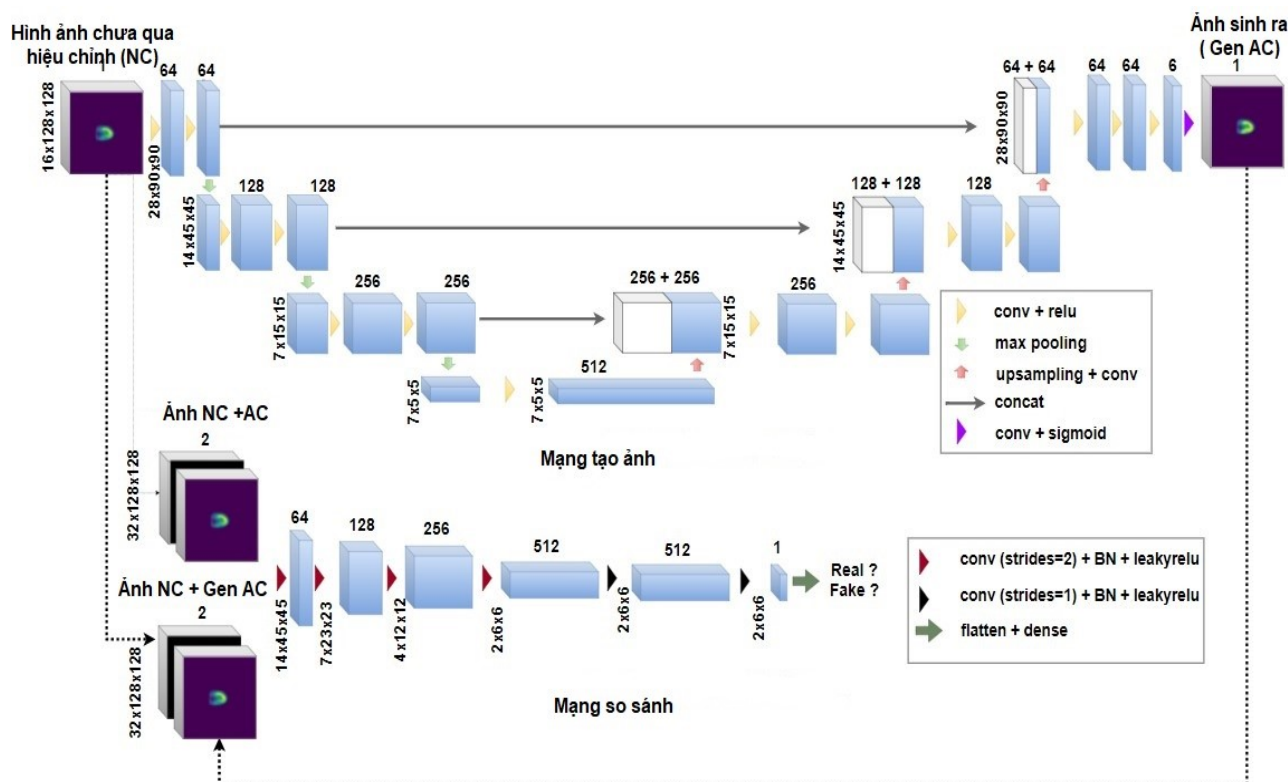
Tiêu chuẩn lựa chọn bệnh nhân: Bệnh nhân có chỉ định chụp MPI để chẩn đoán bệnh động mạch vành và hình ảnh SPECT/CT đạt yêu cầu về chất lượng.

2.2. Phương pháp

Kiến trúc mạng Deep Learning

Tại Việt Nam, theo xu hướng hiện tại áp dụng trí tuệ nhân tạo vào lĩnh vực y tế, cụ thể như trong lĩnh vực y học hạt nhân về việc xử lý loại bỏ nhiễu suy giảm từ hình ảnh xạ hình tưới máu cơ tim. Nhóm tác giả Nguyễn Thanh Trung và cộng sự sử dụng mạng 3DUnet-GAN trong giải quyết bài toán hiệu chỉnh suy giảm đã và đang được thử nghiệm tại Khoa YHHN-Bệnh viện TƯQĐ 108 [7]. Kiến trúc này là sự kết hợp của 2 kiến trúc chính là Unet và GAN. Trong đó, Unet được sử dụng trong phần generator của mạng GAN.

Để xuất mô hình 3DUnet-GAN hiệu chỉnh nhiều suy giảm từ cơ sở lớp mạng 3D CNN và ý tưởng của mạng Unet. Kiến trúc của mô hình được mô tả trong Hình 1. Trong mô hình này, các lớp tích chập có kích thước kernel là $3 \times 3 \times 3$ và sử dụng hàm kích hoạt ReLU. Việc sử dụng 3D CNN sẽ cho phép lấy được các đặc trưng có mối liên hệ không gian giữa các lát cắt.



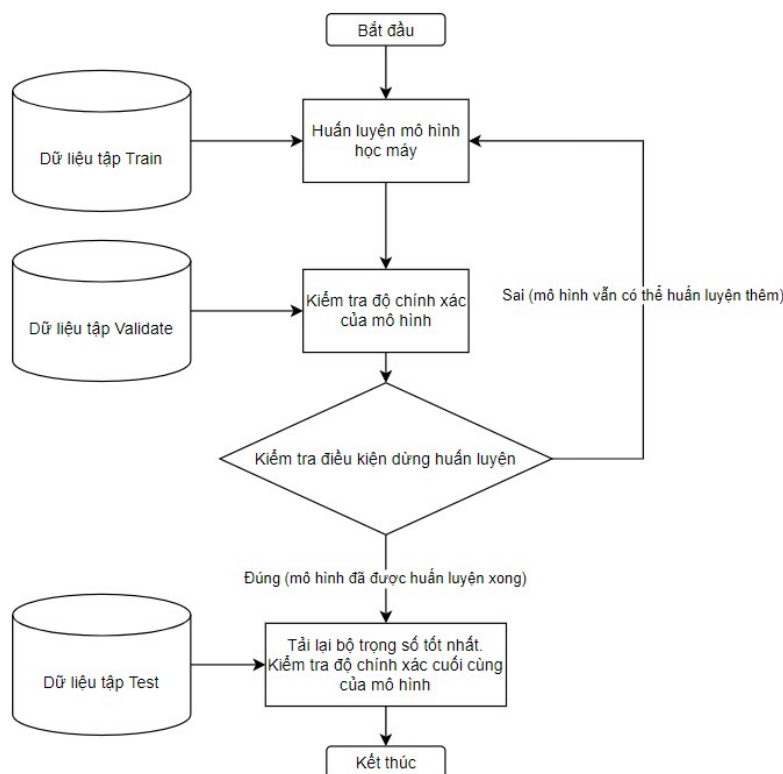
Hình 1. Kiến trúc 3DUnet-GAN trong hiệu chỉnh suy giảm [7]

Trình so sánh Discriminator được thiết kế để xác định cặp ảnh không hiệu chỉnh suy giảm (NC) và hiệu chỉnh suy giảm (AC) là thật và cặp NC và hình ảnh AC (gen AC) tạo bởi mô hình là dữ liệu giả. Do đó, hình ảnh NC được kết nối với AC hoặc genAC tương ứng làm đầu vào cho trình so sánh. Trình so sánh gồm 6 lớp 3D CNN với kích thước kernel là (2×2×2), strides 2 (trừ 2 lớp cuối strides 1), lớp chuẩn hóa và kích hoạt Leaky ReLU (thay vì ReLU) thêm vào giữa. Trong các thử nghiệm, tác giả so sánh hiệu suất của mô hình đề xuất 3DUnet-GAN với các kiến trúc dựa trên CAE (Convolutional Auto-Encoder) và GAN. Đối với kiến trúc dựa trên CAE, tác giả chọn 2D-Unet và 3D-Unet (2 kiến trúc này có cùng lớp CNN với kiến trúc 3DUnet-GAN đề xuất). Về kiến trúc dựa trên 2D GAN, tác giả sử dụng mô hình pix2pix làm cơ sở. Các mô hình được huấn luyện lần lượt trên tập dữ liệu Train cho đến khi giá trị của hàm mục tiêu trên tập xác thực là tốt nhất. Sau đó, các mô hình đã được huấn luyện được đánh giá trên tập dữ liệu Test.

Cách thức thực hiện

Áp dụng mô hình học máy, trong khuôn khổ bài báo cáo nghiên cứu sẽ sử dụng mô hình này với dữ liệu hoàn toàn mới thu thập tại Khoa Y học hạt nhân, Bệnh viện TƯQĐ 108. Các dữ liệu ảnh của bệnh nhân được thực hiện trên thiết bị chụp SPECT/CT 640 OPTIMA của hãng GE Healthcare.

Kích thước dữ liệu ảnh SPECT sẽ được tự động nhận diện thu gọn kích thước về giá trị 90×90. Các thông tin không cần thiết trên ảnh sẽ được loại bỏ, chỉ có các lát ảnh theo các trục và ảnh cực được giữ lại để giảm khối lượng tính toán. Tập dữ liệu gồm các ảnh lát cắt được ghép thành 1 mẫu có kích thước 90×90×3×28 (90×90 là kích thước ảnh, 3 là 3 màu RGB, 28 là số lát cắt mỗi mẫu) và ảnh cực 352×352×3 (352×352 pixel là kích thước ảnh cực, 3 là 3 màu RGB). Sau đó toàn bộ các bộ dữ liệu này sẽ được sử dụng theo như giản đồ Hình 2.



Hình 2. Quy trình huấn luyện mô hình học máy tương ứng với các tập dữ liệu

Việc đào tạo trong mô hình mạng để dự đoán hình ảnh SPECT CT-AC được thực hiện bằng cách sử dụng 80 cặp hình ảnh SPECT chưa được hiệu chỉnh và SPECT CT đã được hiệu chỉnh suy giảm làm đầu vào và hình ảnh đầu ra. Bộ dữ liệu còn lại của 20 bệnh nhân sẽ được sử dụng là tập dữ liệu test riêng biệt đánh giá kết quả của mô hình. Số lượng tệp ảnh sử dụng được lấy từ 100 bệnh nhân được chia tỷ lệ cho các tập train (40) tập dữ liệu validate (40) và tập test (20) có chỉ định chụp xạ hình trên thiết bị SPECT/CT 640 Optima hãng GE.

Để so sánh và đánh giá có tính khách quan đối với mô hình sử dụng. Bộ dữ liệu sử dụng với mô hình 3DUnet-Gan sẽ được sử dụng với 2 mô hình để xuất là ResNet [8] và mô hình của phương pháp CHANG [9] để làm tham chiếu với hình ảnh SPECT hiệu chỉnh từ CT.

Đánh giá

Sau khi các mô hình được sử dụng với bộ dữ liệu bệnh nhân để cập, các thông số đánh giá của một mô hình AI sẽ được tính toán và đánh giá, đưa ra hiệu

quả của các mô hình sử dụng. Để đánh giá về độ chính xác của mô hình, các đại lượng đánh giá như sai số trung bình ME, MAE, RMSE hay chỉ số cấu trúc tương đồng SSIM và PSNR sẽ được đưa ra đánh giá.

Sai số trung bình (Mean Error - ME) là một phép đo đơn giản của sự chênh lệch giữa giá trị pixel ảnh sinh ra và giá trị thực tế.

$$ME = \frac{1}{N} \sum (g - f) \quad (4)$$

Trong đó:

ME là sai số trung bình.

N là tổng số lượng pixel ảnh.

f là giá trị pixel của hình ảnh sinh ra.

g là giá trị pixel của hình ảnh gốc.

Sai số trung bình (ME) có thể cho biết mức độ sai lệch trung bình giữa giá trị pixel ảnh sinh ra và giá trị thực tế của ảnh gốc.

Sai số trung bình tuyệt đối (MAE) cũng là một phép đo của sự chênh lệch giữa giá trị pixel ảnh sinh

ra và giá trị thực tế của ảnh gốc. MAE tính giá trị trung bình của giá trị tuyệt đối của các sai số dự đoán:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum |g - f| \quad (5)$$

Trong đó:

MAE là sai số trung bình tuyệt đối.

N là tổng số lượng pixel ảnh.

f là giá trị pixel của hình ảnh sinh ra.

g là giá trị pixel của hình ảnh gốc.

MAE cho biết mức độ chênh lệch trung bình giữa giá trị ảnh sinh ra và giá trị thực tế, không quan tâm đến việc chênh lệch dương hay âm với giá trị gốc. MAE thường được sử dụng phổ biến vì nó đo lường sai số trung bình mà không bị ảnh hưởng bởi các giá trị ngoại lệ. Cả ME và MAE đều được sử dụng để đo lường hiệu suất dự đoán và đánh giá mô hình. Thông thường, khi giá trị ME và MAE càng gần 0, thì mô hình dự đoán càng chính xác.

Chỉ số tương tự cấu trúc hình ảnh (Structural Similarity Index - SSIM) là một đại lượng đo lường độ tương đồng giữa hai hình ảnh, dựa trên sự tương đồng về cấu trúc của chúng

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1) * (2\sigma_{xy} + C_2)}{((\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1) * (\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2))} \quad (7)$$

Trong đó:

x và y là hai hình ảnh cần so sánh.

μ_x và μ_y là giá trị trung bình của các pixel trong x và y, tương ứng.

σ_x và σ_y là độ lệch chuẩn của các pixel trong x và y, tương ứng.

σ_{xy} là hiệp phương sai giữa các pixel trong x và y.

c_1 và c_2 là hai hằng số nhỏ để tránh việc chia cho 0.

(Peak Signal-to-Noise Ratio - PSNR) là một đại lượng đo lường chất lượng ảnh đã được sinh ra, so sánh với ảnh gốc ban đầu thông qua sai số toàn phương trung bình (MSE – Mean squared error). Giá trị PSNR có thể đạt đến vô hạn nếu lý tưởng MSE = 0.

$$PSNR = 10 \log \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right) \quad (8)$$

Trong đó:

MAX là giá trị tối đa của pixel trên ảnh. Ví dụ: Các pixel được biểu diễn với 8 bit thì giá trị của nó là 255. Tổng quát, tín hiệu được biểu diễn bởi B bit trên một đơn vị lấy mẫu thì MAXI là $2^B - 1$.

MSE (Mean Squared Error) là lỗi bình phương trung bình giữa ảnh nén và ảnh gốc, log10 là hàm logarit cơ số 10.

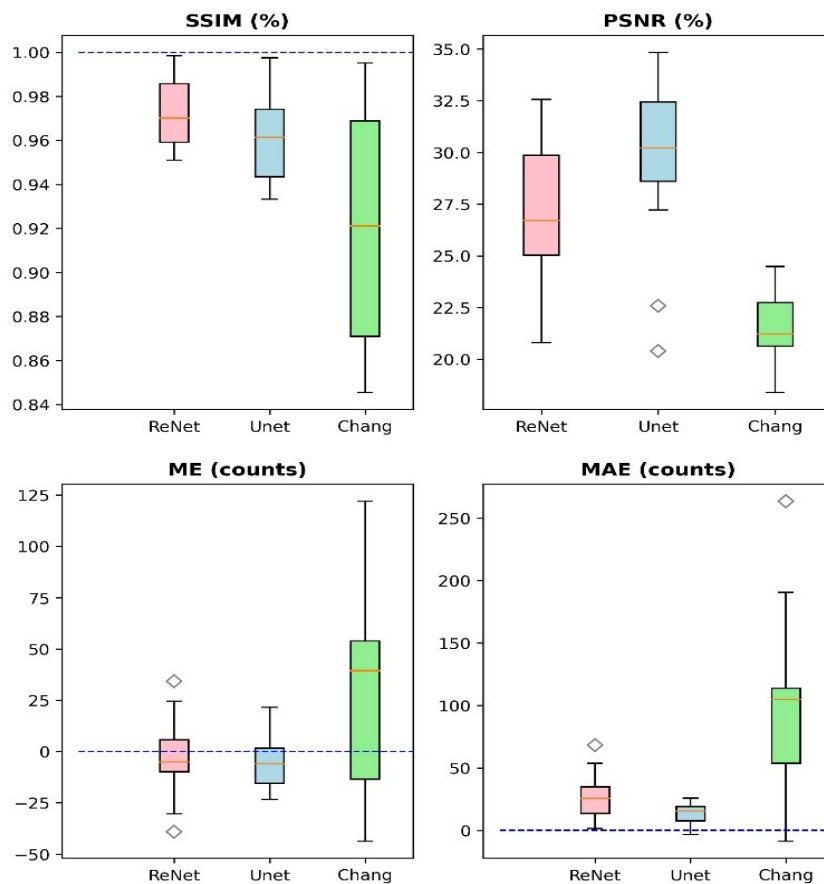
3. Kết quả

Tổng hợp các bộ kết quả đánh giá các mô hình sử dụng để hiệu chỉnh suy giảm trên tập dữ liệu Test cho kết quả các phép đo trên như sau:

Các kết quả đánh giá mô hình được biểu thị qua dạng biểu đồ hộp boxplot. Tại những biểu đồ này sự phân bố sai lệch của các giá trị so sánh các pixel của ảnh trong các mô hình với nhau. Sự chênh lệch về giá trị số đếm trong các pixel có thể nhận thấy là khá lớn, vì bản chất của ảnh Spect tim sử dụng là ghi nhận số đếm sinh ra từ các khu vực xung quanh tim khảo sát có tiêm được chất phóng xạ, do vậy chênh lệch số đếm giữa các vùng lân cận tim và tim được coi là lớn dẫn đến độ chênh lệch số đếm lớn giữa các pixel.

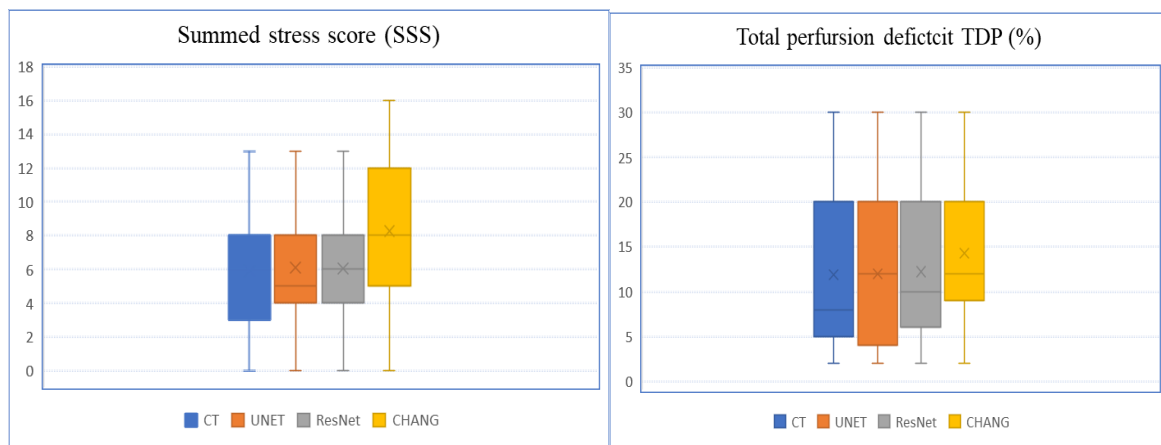
Bảng 1. Kết quả đánh giá

	ME	MAE	RMSE	SSIM	PSNR
3DUnet-GAN	-4,41 ± 11,85	13,65 ± 11,23	36,10 ± 26,1	0,98 ± 0,05	29,44 ± 3,45
ResNet	-6,99 ± 16,72	20,24 ± 17,63	42,33 ± 32,41	0,99 ± 0,04	28,15 ± 4,17
CHANG	25,52 ± 33,98	80,27 ± 47,56	83,06 ± 27,98	0,93 ± 0,09	22,06 ± 2,5



Hình 3. Biểu đồ thể giá trị cấu trúc tương đồng SSIM, tín hiệu trên nhiễu PSNR, sai số trung bình và sai số trung bình tuyệt đối ME & MAE của mô hình sử dụng

Hình ảnh sinh ra từ mô hình của sẽ được đưa vào phần mềm đọc tim XELERIS để đánh giá kết quả mà hình ảnh đưa ra về chức năng tim, các chỉ số của hình ảnh sinh ra từ mô hình 3DUNET-GAN với giá trị SSS: $6,14 \pm 3,76$, TDP: $12,00 \pm 9,21$ có độ tương đồng khá cao với hình ảnh tương ứng SPECT/CT lần lượt là $12,00 \pm 9,21$ và $11,95 \pm 9,37$.



Hình 4. Biểu đồ giá trị tổng điểm pha gắng sức (Summed Stress Score: SSS) và tổng khuyết xạ tưới máu (Total Perfusion Deficit: TDP)

4. Bàn luận

Vấn đề áp dụng AI đã được áp dụng trong lĩnh vực y tế khá nhiều trong giai đoạn hiện nay [5]. Học sâu đang đóng vai trò là một công cụ rất mạnh mẽ và phổ biến trong lĩnh vực tim mạch hạt nhân với tiềm năng và hy vọng cải thiện chất lượng hình ảnh, hỗ trợ các bác sĩ và nhân viên y tế trong việc phát hiện và phân loại bệnh lý. Áp dụng tình hình thực tế tại Việt Nam trong phương pháp xạ hình tưới máu cơ tim bằng máy SPECT, chẩn đoán sử dụng học máy đưa ra các kết quả ban đầu rất có tiềm năng và tính ứng dụng cao trong việc sinh ảnh khử nhiễu từ ảnh chụp SPECT ban đầu [7].

Vấn đề về nhiễu ảnh y tế đang là thách thức và gây ra khó khăn trong các phương pháp chẩn đoán ảnh, cụ thể là hình ảnh SPECT trong xạ hình SPECT tưới máu cơ tim. Hiện nay để khắc phục nhiễu ảnh xạ hình, các cơ sở có thể sử dụng các biện pháp như chụp bệnh nhân nằm sấp và nằm ngửa, sử dụng thêm điện tim đồ và cải thiện tốt nhất là sử dụng các máy SPECT/CT. Tuy nhiên, phương pháp sử dụng SPECT/CT tồn tại nhiều điểm hạn chế về cơ sở, an toàn phóng xạ và quan trọng nhất và về đầu tư thiết bị vì giá thành khá cao. Số liệu thống kê cho thấy tới 80% ở Việt Nam sử dụng là hệ thống SPECT đơn lẻ không có hệ thống CT đi kèm có nghĩa là sẽ không có chức năng hiệu chỉnh nhiễu suy giảm từ hệ thống phần cứng. Việc đưa trí tuệ nhân tạo AI vào trong lĩnh vực y tế đáng được áp dụng và phát triển rất phổ biến hiện nay. Đối với riêng lĩnh vực hiệu chỉnh nhiễu hình ảnh MPI SPECT tại khoa Y học hạt nhân được áp dụng mô hình học sâu vào thử nghiệm trên một số mẫu lớn và thực nghiệm trực tiếp tại khoa và được các bác sĩ giàu kinh nghiệm sử dụng và đánh giá. Các kết quả ban đầu cho thấy việc áp dụng phần mềm vào xử lý hình ảnh xạ hình tưới máu cơ tim có tính ứng dụng cao. So sánh về mặt hình ảnh của ảnh được hiệu chỉnh bằng hệ thống máy SPECT/CT và ảnh sinh ra từ phần mềm học sâu có độ tương đồng lên đến 98%.

Kết quả của nghiên cứu đưa ra một phương pháp có tiềm năng để có thể thay thế việc hiệu chỉnh suy giảm thay cho hệ thống SPECT/CT, các kết

quả của nghiên cứu tương tự và tương đối tốt so với các nghiên cứu đã công bố của một số các tác giả đã nghiên cứu trước đó như tác giả Mostafapour năm 2021 đã công bố. Kết quả của nghiên cứu này hiện tại vẫn đang thực hiện trên mẫu dữ liệu nhỏ, do vậy cần thực hiện với những mẫu dữ liệu lớn hơn để có thể kết luận có thể ứng dụng rộng rãi trong lâm sàng hay không.

5. Kết luận

Nhìn chung, việc sinh ảnh hiệu chỉnh suy giảm (AC) từ mô hình sử dụng kiến trúc mạng AI dựa trên hình ảnh CT, vượt trội hơn đáng kể so với phương pháp Chang. Phương pháp sử dụng học sâu máy tính để khử nhiễu ảnh SPECT có tiềm năng sử dụng được cho các cơ sở chỉ sử dụng các máy SPECT đơn thuần, hỗ trợ các bác sĩ trong chẩn đoán hình ảnh và làm giảm áp lực về cường độ công việc đối với nhân viên y tế.

Tài liệu tham khảo

1. Nabel EG, Braunwald E (2012) *A tale of coronary artery disease and myocardial infarction*. N Engl J Med 366(1): 54-63. doi: 10.1056/NEJMra1112570. Erratum in: N Engl J Med. 2012 Mar 8;366(10):970. PMID: 22216842.
2. Fihn SD, Gardin JM, Abrams J, Berra K, Blankenship JC, Dallas AP, Douglas PS, Foody JM, Gerber TC, Hinderliter AL, King SB 3rd, Kligfield PD, Krumholz HM, Kwong RY, Lim MJ, Linderbaum JA, Mack MJ, Munger MA, Prager RL, Sabik JF, Shaw LJ, Sikkema JD, Smith CR Jr, Smith SC Jr, Spertus JA, Williams SV; American College of Cardiology Foundation (2012) *2012 ACCF/AHA/ACP/AATS/PCNA/SCAI/STS guideline for the diagnosis and management of patients with stable ischemic heart disease: executive summary: a report of the American College of Cardiology Foundation/American Heart Association task force on practice*. Circulation 126(25): 3097-137.
3. Task Force Members; Montalescot G, Sechtem U, Achenbach S, Andreotti F, Arden C, Budaj A, Bugiardini R, Crea F, Cuisset T, Di Mario C, Ferreira JR, Gersh BJ, Gitt AK, Hulot JS, Marx N, Opie LH, Pfisterer M, Prescott E, Ruschitzka F, Sabaté M,

- Senior R, Taggart DP, van der Wall EE, Vrints CJ; ESC Committee for Practice Guidelines; Zamorano JL, Achenbach S, Baumgartner H, Bax JJ, Bueno H, Dean V, Deaton C, Erol C, Fagard R, Ferrari R, Hasdai D, Hoes AW, Kirchhof P, Knuuti J, Kolh P, Lancellotti P, Linhart A, Nihoyannopoulos P, Piepoli MF, Ponikowski P, Sirnes PA, Tamargo JL, Tendera M, Torbicki A, Wijns W, Windecker S; Document Reviewers; Knuuti J, Valgimigli M, Bueno H, Claeys MJ, Donner-Banzhoff N, Erol C, Frank H, Funck-Brentano C, Gaemperli O, Gonzalez-Juanatey JR, Hamilos M, Hasdai D, Husted S, James SK, Kervinen K, Kolh P, Kristensen SD, Lancellotti P, Maggioni AP, Piepoli MF, Pries AR, Romeo F, Rydén L, Simoons ML, Sirnes PA, Steg PG, Timmis A, Wijns W, Windecker S, Yildirim A, Zamorano JL (2013) *2013 ESC guidelines on the management of stable coronary artery disease: The Task Force on the management of stable coronary artery disease of the European Society of Cardiology*. Eur Heart J 34(38):2949-3003. doi: 10.1093/eurheartj/ehz296.
4. Schuijff JD, Poldermans D, Shaw LJ, Jukema JW, Lamb HJ, de Roos A, Wijns W, van der Wall EE, Bax JJ (2006) *Diagnostic and prognostic value of non-invasive imaging in known or suspected coronary artery disease*. Eur J Nucl Med Mol Imaging 33(1):93-104. doi: 10.1007/s00259-005-1965-y.
 5. Erin McNemar M (2022) *How can artificial intelligence change medical imaging?* Healthitanalytics.
 6. Verberne HJ, Acampa W, Anagnostopoulos C, Ballinger J, Bengel F, De Bondt P, Buechel RR, Cuocolo A, van Eck-Smit BL, Flotats A, Hacker M, Hindorf C, Kaufmann PA, Lindner O, Ljungberg M, Lonsdale M, Manrique A, Minarik D, Scholte AJ, Slart RH, Trägårdh E, de Wit TC, Hesse B; European Association of Nuclear Medicine (EANM) (2015) *EANM procedural guidelines for radionuclide myocardial perfusion imaging with SPECT and SPECT/CT: 2015 revision*. Eur J Nucl Med Mol Imaging 42(12): 1929-1940. doi: 10.1007/s00259-015-3139-x.
 7. Trung Thanh Nguyen, Thanh Nguyen Chi, Minh Dang Hoang, Ha Nguyen Thai, Thuan Nguyen Duc, (2020) *3D U-net Generative Adversarial Network for Attenuation Correction of SPECT Images*. IEEE. DOI: 10.1109/SigTelCom49868.2020.9199018.
 8. Mostafapour S, Gholamiankhah F, Maroofpour S, Momennezhad M, Asadinezhad M, Zakavi SR, Arabi H (2021) *Deep learning-based attenuation correction in the image domain for myocardial perfusion SPECT imaging*. Medical Physics.
 9. Lee-Tzuu Chang (1978) *A method for attenuation correction in radionuclide computed tomography*. IEEE Trans Nucl Sci 25: 638-643.