VỀ MỘT BỘ DỮ LIỆU XẠ HÌNH TƯỚI MÁU CƠ TIM PHỤC VỤ VIỆC XÂY DỰNG, ĐÁNH GIÁ CÁC MÔ HÌNH HỌC MÁY DÒ TÌM TỔN THƯƠNG CƠ TIM

Nguyễn Thành Trung[1*], Nguyễn Chí Thành[2] , Đặng Hoàng Minh[2],
Nguyễn Thái Hà [3], Nguyễn Đức Thuận[3]

Tóm tắt: *Chụp xạ hình tưới máu cơ tim (MPI) bằng máy chụp cắt lớp phát xạ đơn photon (SPECT) là một hướng nghiên cứu đầy tiềm năng cho học máy phục vụ hỗ trợ chẩn đoán (CAD). Tuy nhiên, các kết quả nghiên cứu về vấn đề này còn ít và khó có thể áp dụng, phát triển vì thiếu một cơ sở dữ liệu chuẩn. Hầu hết các thuật toán dò tìm tổn thương cơ tim bằng phân tích ảnh SPECT MPI đều dựa trên những tập dữ liệu riêng hoặc được công bố với thông tin không xác định. Điều này làm cho việc so sánh hiệu suất giữa các phương pháp khó khăn và việc phát triển tiếp gặp nhiều hạn chế. Nhằm giải quyết vấn đề này, chúng tôi đưa bộ dữ liệu chuẩn về ảnh SPECT MPI để đánh giá các phương pháp trong dò tìm tổn thương cơ tim. Bên cạnh đó, chúng tôi cũng xây dựng các mô hình hỗ trợ chẩn đoán bằng máy tính (CAD) dựa trên tập dữ liệu. Các mô hình được thiết kế với mục đích làm cơ sở chuẩn mực cho việc phát triển các mô hình CAD trên tập dữ liệu trong tương lai. Chúng tôi tin tưởng rằng, cơ sở dữ liệu và mô hình cơ bản sẽ góp phần phát triển các nghiên cứu về học máy ứng dụng trong hỗ trợ chẩn đoán SPECT MPI.*

Từ khóa: Chụp cắt lớp phát xạ đơn photon (SPECT); Xạ hình tưới máu cơ tim (MPI); Hỗ trợ chẩn đoán bằng máy tính (CAD).

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Hỗ trợ chẩn đoán bằng máy tính (Computer-aided Diagnosis-CAD) được nghiên cứu với mục đích hỗ trợ các bác sĩ trong đọc kết quả chẩn đoán SPECT MPI, hạn chế các sai sót do chủ quan, kinh nghiệm lâm sàng và sự phức tạp của hình ảnh… Nhiệm vụ của CAD trong bài toán phân tích ảnh SPECT MPI chính là dò tìm tổn thương từ các cấu trúc bất thường. Mặc dù, CAD mang lại những kết quả nghiên cứu khả quan [1, 2] nhưng nó vẫn chưa được chấp thuận trong y tế. Một trong những lý do có thể kể đến là chưa có một cơ sở dữ liệu chuẩn để đánh giá những hệ thống hỗ trợ chẩn đoán. Bên cạnh đó, một mô hình CAD có độ chính xác cao trên một tập dữ liệu nhỏ cũng không thể sử dụng làm căn cứ đảm bảo sự an toàn khi sử dụng các mô hình đó ngoài thực tế.

Hiện nay, mới chỉ có 1 bộ dữ liệu ảnh SPECT MPI được đề cập tới trong các bài báo khoa học, nhưng bộ dữ liệu này chỉ dùng riêng cho nhóm nghiên cứu của J. Betancur và cộng sự [1, 2], không được chia sẻ rộng rãi cho các nhà khoa học. Điều này khiến cho việc kiểm chứng và ứng dụng các kết quả nghiên cứu liên quan tới phân tích ảnh SPECT MPI trở nên rất khó khăn. Bên cạnh đó, việc sử dụng các bộ dữ liệu cá nhân là một trong các nguyên nhân làm giảm tốc độ nghiên cứu xây dựng các mô hình CAD. Các nhóm nghiên cứu khi muốn đi vào lĩnh vực này thường phải tiến hành thu thập dữ liệu từ đầu.

Để khắc phục thực tế trên, trong bài báo này, chúng tôi đã đưa ra các đóng góp sau:

- Đề xuất một bộ dữ liệu chuẩn có kích thước lớn. Bộ dữ liệu này được xây dựng từ những nguồn dữ liệu uy tín nhất hiện tại tại Việt Nam cũng như trong khu vực. Bộ dữ liệu này có thể được nhiều nhóm nghiên cứu trong và ngoài nước sử dụng để xây dựng các công trình trong lĩnh vực CAD trong phân tích ảnh SPECT MPI sau này.

- Đưa ra các đánh giá khách quan trên tập dữ liệu, dựa vào các mô hình học máy tốt nhất hiện nay. Kết quả đánh giá này có thể trở thành cơ sở tham khảo trong quá trình xây dựng mô hình, kiến trúc CAD dựa trên học máy.

Nội dung bài báo gồm năm phần. Phần 2 giới thiệu một số tập dữ liệu ảnh nói chung và ảnh y tế nói riêng. Phần 3 trình bày phương pháp thu thập và gắn nhãn dữ liệu. Phần 4 đưa ra các phương pháp phân lớp cùng phép đo. Phần 5 gồm kết luận và hướng phát triển tiếp theo.

2. CÁC NGHIÊN CỨU TRƯỚC ĐÂY

Trong những năm qua, cộng đồng nghiên cứu về thị giác máy tính đã có những bước phát triển vượt bậc. Rất nhiều nhà nghiên cứu đã chỉ ra rằng, chính những tập dữ liệu mở, được chuẩn hóa là động lực chính dẫn đến thành công kỹ thuật phân lớp trong học máy như deep learning. Có thể kể đến như ImageNet, Mixed National Institute of Standards and Technology (MNIST), Caltech 256 [3-5].

Bảng 1. *Bảng thống kê các tập dữ liệu CT và SPECT MPI.*

Bảng thống kê hiệu suất các phương pháp học máy dò tìm nghi ngờ tổn thương						
Tác giả	**Số mẫu**	**Công khai/ Cá nhân**	**Độ chính xác**	**Độ nhạy**	**Dương tính giả**	**Dạng dữ liệu**
Karssemeijer và cs [9]	50	Công khai (MIAS)	NA	90%	1	CT
Mudigonda và cs [10]	56	Công khai (MIAS)	NA	81%	2.2	CT
Liu và cs. [11]	38	Công khai (MIAS)	NA	90%	1	CT
Li *và cs.* [12]	94	Cá nhân	NA	91%	3.21	CT
Baum và cs. [13]	63	Cá nhân	NA	89%	0.61	CT
Kim và cs. [14]	83	Cá nhân	NA	96%	0.2	CT
Yang và cs. [15]	203	Cá nhân	96.1%	95-98%	1.8	CT
The và cs. [16]	123	Cá nhân	NA	94%	2.3 per case	CT
Sadaf và cs [17]	127	Cá nhân	NA	91%	NA	CT
Chu và cs. [18]	230	Công khai (DDSM)	NA	98.5%	0.84	CT
J. Betancur và cs [1]	1638	Cá nhân	80%	82.3%	NA	SPECT MPI

Trong y học, chụp cắt lớp (computed tomography-CT) thể hiện hình ảnh giải phẫu và chụp cắt lớp bức xạ đơn photon (sigle photon emission tomography- SPECT) cho ra hình ảnh chuyển hóa nhưng chúng đều là ghi hình bức xạ, tái tạo ảnh sử dụng các thuật toán tái tạo tương đồng như chiếu ngược có lọc (filtered back project-FBP) hay tái tạo lặp (iterative algorithm). Có thể nói, tập dữ liệu hình ảnh CT và tập dữ liệu hình ảnh SPECT MPI có cấu trúc, cách trình bầy tương tự nhau. Tuy nhiên, tập dữ liệu CT có nhiều và dễ truy cập hơn tập dữ liệu SPECT MPI. Một vài tập dữ liệu tốt được công bố nhưng chủ yếu là trong chụp cắt lát CT như Digital Database for Screening Mammography (DDSM), Mammographic Imaging Analysis Society (MIAS), Image Retrieval in Medical Applications (IRMA) [6-8]. Những tập dữ liệu này tuy được công bố công khai nhưng có một nhược điểm là kích thước hạn chế. Bên cạnh các bộ dữ liệu công khai, một số bộ dữ liệu có kích thước tốt hơn đã được đưa vào nghiên cứu nhưng không được công bố. Như vậy, chúng ta thấy đối với dữ liệu ảnh CT có 10 bộ dữ liệu được nhắc đến trong các bài

báo khoa học, nhưng đối với dữ liệu SPECT MPI thì chỉ mới có một bộ dữ liệu của J. Betancur và cộng sự (bảng 1). Tuy nhiên, bộ dữ liệu này cũng là dữ liệu không được chia sẻ rộng rãi.

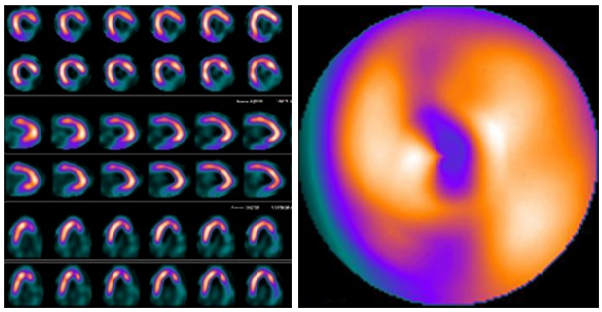
Trong y học hạt nhân, chụp SPECT MPI là một kỹ thuật khó, chỉ một số các trung tâm lớn mới làm được. Bên cạnh đó, khả năng thu thập, xử lý dữ liệu của đội ngũ kỹ thuật trong bệnh viện còn hạn chế, tiếp cận dữ liệu khó khăn đã làm cho việc xây dựng được bộ dữ liệu chuẩn SPECT MPI không dễ thực hiện.

Trong các y văn về Y học Hạt nhân, nhiều nghiên cứu đã chỉ ra mỗi một chủng người đều có các đặc điểm bệnh học khác nhau trên hình ảnh SPECT MPI [19, 20]. Do đó, nghiên cứu hỗ trợ chẩn đoán SPECT MPI cho người Việt Nam cũng cần có một cơ sở dữ liệu riêng cho người Việt. Chính vì lý do đó, trong nghiên cứu của chúng tôi, tất cả dữ liệu bệnh nhân đều được lấy từ người Việt Nam.

3. XÂY DỰNG DỮ LIỆU

3.1. Phương pháp thu thập dữ liệu

Bộ dữ liệu do nhóm nghiên cứu xây dựng được lấy ở *Khoa Y học hạt nhân - Bệnh viện TƯQĐ 108*, bao gồm *1954 ca* chụp SPECT tim từ năm 2015 tới 2019. Dữ liệu này là kết quả sau hội chẩn của nhiều bác sĩ và đã là cơ sở để điều trị cho bệnh nhân. Nghiên cứu này được thực hiện với sự cho phép của khoa Y học Hạt nhân - Bệnh viện TƯQĐ 108. Kết quả của mỗi ca chụp là ảnh cực và ảnh lát cắt quá trình tưới máu cơ tim của bệnh nhân trong hai pha: nghỉ và gắng sức.



(a) *(b)*

Hình 1. *(a) Ảnh lát cắt; (b) Ảnh cực.*

Trong đó, ảnh cực là sự tổng hợp của các ảnh lát cắt theo thuật toán tái tạo đã được chứng minh và cài đặt sẵn trong các máy chụp SPECT MPI. Ảnh cực được cộng đồng Y học Hạt nhân thừa nhận là mang đầy đủ các thông tin từ các ảnh lát cắt. Bên cạnh đó, trong pha gắng sức (quá trình vận động mạnh của cơ thể), máu được tưới mạnh hơn tới các cơ tim. Chính vì vậy, các vùng khuyết xạ trên cơ tim luôn được thể hiện rõ hơn so với pha nghỉ.

Do đó, trong bộ dữ liệu của mình, chúng tôi chỉ tiến hành thu thập ảnh cực ở pha gắng sức. Việc này làm giảm tính phức tạp trong quá trình ghi nhận dữ liệu, nhưng đồng thời không làm giảm độ tin cậy của dữ liệu. Thực tế, nhiều công trình nghiên cứu đã được tiến hành dựa trên bộ dữ liệu xây dựng theo phương pháp trên [1, 2].

3.2. Quy trình gán nhãn

Bộ dữ liệu sau khi thu thập, được gán nhãn *không có tổn thương* hay *có tổn thương.* Quá trình này, dựa trên việc phân tích kết luận chẩn đoán của bác sĩ đối với từng ca chụp. Tuy nhiên, do thuật ngữ y khoa trong kết luận của bác sĩ không phải lúc nào cũng trực tiếp chỉ ra tình trạng tổn thương của bệnh nhân, việc gán nhãn được dựa trên thang đo 5 bậc (0-bình thường, 1- có lẽ bình thường, 2- không rõ ràng, 3- bất thường, 4- chắc chắn bất thường) [2].

Trong đó, 0-1 được xác định không có tổn thương, 2-4 có khả năng tổn thương.

Từ cơ sở đó, các dạng trả lời khác nhau của bác sĩ sẽ được gán nhãn *có tổn thương* hoặc *không có tổn thương* như bảng dưới (bảng 2). Cách gắn nhãn này đã được sự đồng thuận của các bác sĩ Y học Hạt nhân.

Bảng 2. *Bảng phân loại nhãn.*

Không có tổn thương	**Có tổn thương**
Chưa phát hiện hình ảnh thiếu máu cơ tim trên xạ hình	Có khuyết xạ tại một vùng cơ tim nhưng không khẳng định bị thiếu máu cơ tim.
Chưa rõ hình ảnh thiếu máu cơ tim trên xạ hình	Có khuyết xạ tại vùng cơ tim, nghi ngờ thiếu máu cơ tim
Có khuyết xạ thuộc vùng chi phối của một hay nhiều mạch, nghi ngờ artifact.	Thiếu máu cơ tim cục bộ
	Khẳng định tổn thương cơ tim (sẹo cơ tim, nhồi máu, có hồi phục)

Bênh cạnh việc gán nhãn, các thông tin về bệnh sử cũng được lưu trữ để phục vụ cho các nghiên cứu khác trong tương lai. Kết thúc quá trình thu thập dữ liệu và gán nhãn, chúng tôi thu thập được bộ dữ liệu gồm ***1954 ca*** với thông số như sau:

Bảng 3. *Bảng thống kê thông tin của bộ dữ liệu.*

	Không có tổn thương	**Có tổn thương**
Tuổi trung bình	63.66	65.34
Nam	552 (73,6%)	977 (81,14%)
Nữ	198 (26,4%)	227 (18,86%)
Tăng huyết áp	448 (59,73%)	739 (61,37%)
Suy tim	15(2%)	203 (16,86%)
Đau ngực trái	668 (89%)	892 (74,08%)
Đái tháo đường	150 (20%)	232 (19,27%)
Nhồi máu cơ tim	3 (0.4%)	180 (14,95%)
Đã đặt stent	43 (5,73%)	177 (14,7%)
Tăng lipid máu	3 (0.4%)	2 (0,17%)
Số lượng tổng	**750**	**1204**

4. CÁC PHƯƠNG PHÁP PHÂN LỚP VÀ PHÉP ĐO

4.1. Các phương pháp phân lớp

Để thử nghiệm tập dữ liệu, chúng tôi sử dụng các giải pháp phân lớp ảnh dựa trên Deep Learning. Lý do lựa chọn Deep Learning vì đây đang là lĩnh vực học máy dẫn đầu về xử lý các bài toán phân lớp ảnh hiện nay. Các mô hình Deep Learning được thử nghiệm lần lượt là VGG [21], Inception-v3 [22], Resnet [23] và EfficientNet [24]. Đây là các mô hình tiêu biểu và được sử dụng rộng rãi trong các bài toán phân tích và nhận dạng ảnh.

VGG: tư tưởng của mô hình này xếp chồng các lớp tích chập (Convolution) để tạo thành một mạng có nhiều lớp ẩn (hay mạng sâu). VGG được với chiều sâu từ 16 đến 19 lớp. Các lớp tích chập sẽ lần lượt học các đặc trưng khác nhau từ dữ liệu làm cơ sở cho việc phân lớp diễn ra ở lớp cuối cùng.

Inception-v3 là kiến trúc phiên bản thứ 3 của mô hình Inception do Google phát triển. Inception-v3 cũng dựa trên tư tưởng là xây dựng các mô hình có chiều sâu lớn giống VGG. Tuy nhiên ở Inception nói chung và Inception-v3 nói riêng, phương thức kết nối các lớp tích chập được thay đổi để làm giảm số lượng tham số của mạng nhưng vẫn cho phép

tăng đáng kể số lớp trong mạng. Bên cạnh đó, Inception-v3 cũng ứng dụng thêm các nghiên cứu về lớp tích chập có kích thước nhân là 1x1.

Resnet là kiến trúc do nhóm nghiên cứu tại Microsoft phát triển. Resnet là mô hình đầu tiên giới thiệu kết nối tắt đồng nhất xuyên qua một hay nhiều lớp. Cải tiến này của Resnet được đưa ra nhằm giải quyết hiện tượng biến mất của đạo hàm (Vanishing Gradients) vấn đề thường gặp của các mạng nhiều lớp ẩn. Với cải tiến này, Resnet cho phép xây dựng các mạng nơ-ron với chiều sâu lên đến hàng trăm lớp.

Nếu như Inception-v3 và Resnet tìm cách nâng cao chiều rộng và chiều sâu của mạng dựa trên các cải tiến cụ thể về phương pháp kết nối thì *EfficientNet* lại tiếp cận vấn đề một cách hệ thống hơn. Kiến trúc EfficientNet được xây dựng dựa trên một kiến trúc ban đầu được xây dựng từ giải thuật tìm kiếm kiến trúc cho mạng nơ-ron (NAS- Neural Architecture Search). Trong công bố [24], các tác giả xác định kiến trúc ban đầu của EfficientNet (được gọi là EfficientNetB0). Từ kiến trúc ban đầu này, người ta tiến hành mở rộng một cách có hệ thống bằng cách kết hợp 3 phương pháp mở rộng: tăng kích thước đầu vào, tăng độ sâu (số lớp của mạng), tăng độ rộng của mạng (tăng số lượng tham số tại mỗi lớp). Người ta chứng minh bằng thực nghiệm rằng, mạng có thể mở rộng nhằm tăng độ chính xác nhưng vẫn tận dụng hiệu quả số lượng tham số trong mạng. Mạng EfficientNet có 8 cấu hình khác nhau từ EfficientNetB0 đến EfficientNetB7, với kích thước mạng tăng dần, phù hợp với các kích thước ảnh khác nhau.

Hiện nay, các mô hình trên đang là những kiến trúc đã được cả cộng đồng nghiên cứu thế giới công nhận về tính chuẩn mực và hiệu quả kiểm chứng trên bộ dữ liệu công khai ImageNet. Chính vì vậy, nhóm nghiên cứu đã tiến hành thử nghiệm bộ dữ liệu trên các mô hình này nhằm đặt ra các nghiên cứu nền móng cho việc xây dựng các mô hình CAD trên dữ liệu ảnh SPECT MPI.

4.2. Dữ liệu thử nghiệm

Dữ liệu gồm 1954 ảnh cực pha gắng sức, kích thước 352x352x3 đã được gắn nhãn có tổn thương hoặc không có tổn thương, được đưa vào thử nghiệm. Toàn bộ dữ liệu được chia làm 3 tập con: Train, Validation và Test với số lượng như sau:

Bảng 4. *Thống số các tập dữ liệu con.*

	Số mẫu	**Không có tổn thương**	**Có tổn thương**
Train	1563 (79,99%)	597	966
Validation	195 (09,98%)	68	127
Test	196 (10,03%)	85	111
Tổng số	**1954 (100%)**	**750**	**1204**

Trong đó, các mô hình học máy sẽ được lần lượt huấn luyện trên tập Train cho tới khi kết quả kiểm tra trên tập Validation không cải thiện thêm được nữa. Bộ tham số tại đó, mạng đạt kết quả chẩn đoán tốt nhất trên tập Validation sẽ được sử dụng để kiểm tra trên tập Test. Kết quả kiểm tra trên tập Test sau đó được tổng hợp trong bảng 5.

4.3. Thử nghiệm và kết quả

Hiệu xuất của các mô hình CAD được đánh giá trên tập test qua các phép đo gồm: Precision , Recall, F1-Score. Các phép đo này được tính theo công thức sau:

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad (2)$$

$$F_1 - Score = 2\,\frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

Có thể thấy, Precision đánh giá mức độ chính xác của mô hình trong việc kết luận tổn thương. Hay nói cách khác, Precision cao đồng nghĩa với việc độ chính xác của các chẩn đoán là cao. Trong khi đó, Recall đánh giá mức độ bỏ sót của mô hình. Recall cao đồng nghĩa với việc mô hình ít bỏ sót các ca chẩn đoán dương tính. Giá trị F_1-Score là trung bình điều hòa của Precision và Recall.

Số liệu so sánh giữa các phương pháp được liệt kê theo bảng sau.

Bảng 5. *Đánh giá trên các phép đo khác nhau (in đậm với giá trị tốt nhất).*

Model	Precision	Recall	F_1-Score
VGG16	0.82	0.82	0.81
VGG19	0.83	0.83	0.82
Resnet50	0.75	0.74	0.74
Inception-v3	0.70	0.70	0.70
EffictientNetB0	0.79	0.78	0.78
EffictientNetB1	0.79	0.80	0.79
EffictientNetB2	0.81	0.81	0.81
EffictientNetB3	**0.84**	**0.84**	**0.83**
EffictientNetB4	0.81	0.82	0.81
EffictientNetB5	0.80	0.79	0.77
EffictientNetB6	0.67	0.58	0.54
EffictientNetB7	0.22	0.50	0.30

Hiện nay, EfficientNet là họ kiến trúc được công bố và chứng minh là có kết quả tốt nhất trên tập dữ liệu huấn luyên ảnh công khai ImageNet. Việc EfficentNetB3 đạt kết quả chẩn đoán tốt nhất trên tập dữ liệu SPECT một lần nữa khẳng định lại thực tế trên. EfficientNet không chỉ hoạt động hiệu quả đối với các ảnh chụp thông thường như trong bộ dữ liệu ImageNet mà còn có hiệu suất cao đối với các loại dữ liệu ảnh y tế như ảnh SPECT MPI. Kết quả thử nghiệm đối với kiến trúc này với các cấu hình khác nhau (từ B0 tới B7) cho thấy, cấu hình tối ưu đối với tập dữ liệu SPECT là B3. Với cấu hình từ B0 tới B2, số lượng tham số trong mạng là nhỏ, chưa đủ để xử lý hết các đặc trưng của từng phân lớp trong dữ liệu. Đối với các cấu hình từ B4 tới B7, mạng cho kết quả chẩn đoán kém dần, điều này cho thấy việc tăng số lượng tham số trong mạng đối với các cấu hình này đã bị bão hòa, số lượng tham số tăng thêm không những không cải thiện chất lượng của mạng mà còn làm mạng trở nên overfitting, dẫn tới kết quả trên tập Test là không cao.

Như vậy, thực nghiệm này đã chỉ ra một ranh giới khởi đầu cho các nghiên cứu xây dựng mô hình CAD trên tập dữ liệu SPECT trong tương lai. Các nghiên cứu này nên bắt đầu cải tiến từ kiến trúc EfficientNetB3.

5. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, chúng tôi đã đưa ra một tập dữ liệu công khai và đáng tin cậy để phát triển các mô hình CAD dò tìm tổn thương cơ tim bằng phân tích ảnh SPECT MPI. Đồng thời với đó là các thử nghiệm trên tập dữ liệu này với những mô hình phân lớp ảnh đã được cộng đồng nghiên cứu thế giới công bố.

Đây là tập dữ liệu ảnh SPECT MPI đầu tiên với số mẫu lớn, thông tin chính xác, tin cậy, được công bố rộng rãi. Chúng tôi hy vọng rằng sẽ có nhiều nghiên cứu hơn nữa trong

hỗ trợ chẩn đoán bằng học máy dựa trên tập dữ liệu này. Các thử nghiệm trên tập dữ liệu này hoàn toàn có thể sử dụng để làm điểm xuất phát ban đầu cho các nghiên cứu xây dựng mô hình CAD sau này.

Trong tương lai, chúng tôi sẽ tiếp tục thu thập số liệu tăng thêm số mẫu cũng như phát triển các mô hình hỗ trợ chẩn đoán bệnh mạch vành.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Betancur, Commandeur, Motlagh, "*Deep Learning for Prediction of Obstructive Disease From Fast Myocardial Perfusion SPECT*," JACC: Cardiovascular Imaging, **Vol. 11**, No. 11 (2018), pp. 1654-1663.

[2]. Betancur, Commandeur, Hu LH, *"Deep Learning Analysis of Upright-Supine High-Efficiency SPECT Myocardial Perfusion Imaging for Prediction of Obstructive Coronary Artery Disease,"* JACC: Cardiovascular Imaging **Vol. 60**, No. 5 (2019), pp. 664-670.

[3]. Deng, J. et al, "*ImageNet: A large-scale hierarchical image database*," in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (2009), pp. 248–255.

[4]. LeCun, Y., Cortes, C. & Burges, C, "*MNIST handwritten digit database," (1998)*, Available at http://yann.lecun.com/exdb/mnist/ .

[5]. Griffin, G., Holub, A. & Perona, P, "*Caltech-256 object category dataset,"* (2007). Available at http://www.vision.caltech.edu/ Image_Datasets/ Caltech256/ (Accessed: 29th September 2015).

[6]. Heath, M., Bowyer, K., Kopans, D., Moore, R. & Kegelmeyer, W. P, *"The Digital Database for Screening Mammography*," Proceedings of the Fifth International Workshop on Digital Mammography (2001), pp.212–218.

[7]. Suckling, J. et al, "*The Mammographic Image Analysis Society digital mammogram database,"* Exerpta Medica (1994), pp. 375–378. Available at http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html (Accessed: 29th September 2015).

[8]. Lehmann, T. M. et al, "*Content-based image retrieval in medical applications*," Methods Inf. Med, **Vol.** 43, No. 4 (2004),pp. 354–361.

[9]. Karssemeijer, N. & te Brake, G. M, "*Detection of stellate distortions in mammograms*," IEEE Trans. Med. Imaging, **Vol.** 15, No. 5 (1996), pp. 611–619.

[10]. Mudigonda, N. R., Rangayyan, R. M. & Desautels, J. E. L, "*Detection of breast masses in mammograms by density slicing and texture flow-field analysis*," IEEE Trans. Med. Imaging, **Vol.** 20, No. 12 (2001), pp. 1215–1227.

[11]. Liu, S., Babbs, C. F. & Delp, E. J, "*Multiresolution detection of spiculated lesions in digital mammograms*," IEEE Trans. IMAGE Process, **Vol.** 10, No. 6 (2001), pp. 874–884.

[12]. Li, L., Clark, R. A. & Thomas, J. A, "*Computer-aided diagnosis of masses with full-field digital mammography*," Acad. Radiol, **Vol.** 9, No. 1 (2002), pp. 4–12.

[13]. [13]. Baum, F., Fischer, U., Obenauer, S. & Grabbe, E," *Computer-aided detection in direct digital full-field mammography: initial results*," Eur. Radiol, **Vol.** 12, No. 12 (2002), pp. 3015–3017.

[14]. Kim, S. J. et al, *"Computer-aided detection in digital mammography: Comparison of craniocaudal, mediolateral oblique, and mediolateral views,"* Radiology, **Vol.** 241, No.3 (2006), pp. 695–701.

[15]. Yang, S. K. et al, *"Screening mammography—detected cancers: Sensitivity of a computer-aided detection system applied to fullfield digital mammograms,"* Radiology, **Vol.** 244, No. 1 (2007), pp. 104–111.

[16]. The, J. S., Schilling, K. J., Hoffmeister, J. W. & Mcginnis, R, "*Detection of breast cancer with full-field digital mammography and computer-aided detection*," Am. J.

Roentgenol, **Vol.** 192, No. 2 (2009), pp. 337–340.
[17]. Sadaf, A., Crystal, P., Scaranelo, A. & Helbich, T, "*Performance of computer-aided detection applied to full-field digital mammography in detection of breast cancers*," Eur. J. Radiol, **Vol.** 77, No. 3 (2011), pp. 457–461.
[18]. Chu, J., Min, H., Liu, L. & Lu, W, *"A novel computer aided breast mass detection scheme based on morphological enhancement and SLIC superpixel segmentation,"* Med. Phys, **Vol.** 42, No. 7 (2015), pp. 3859–3869.
[19]. Cuberas-Borrós G. et al, "*Normal Myocardial Perfusion SPECT Database for the Spanish Population*," Revista Espa de Cardiologia, **Vol. 63**, No. 8 (2010), pp. 934-942.
[20]. Nakajima., et al, *"Creation and characterization of Japanese standards for myocardial perfusion SPECT: Database from the Japanese Society of Nuclear Medicine Working Group,"* Ann Nucl Med, **Vol. 21**, No. 9 (2007), pp. 505-511.
[21]. Karen Simonyan, Andrew Zisserman, *"Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,"* arXiv:1409.1556, (2014).
[22]. Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, Jonathon Shlens, Zbigniew Wojna, "*Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision*," arXiv:1512.00567 (2015).
[23]. Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun, "*Deep Residual Learning for Image Recognition*," arXiv:1512.03385 (2015).
[24]. Mingxing Tan, Quoc V. Le, *"EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks,"* arXiv:1905.11946 (2019).

ABSTRACT

A DATASET OF SPECT MPI FOR DEVELOPING AND EVALUATING MACHINE LEARNING MODELS FOR MYOCARDIAL LESION DETECTION

Myocardial perfusion imaging (MPI) with a single photon emission tomography (SPECT) is a potential research area for machine learning for diagnostic support. However, the research results on this issue are few and difficult to apply and develop because of the lack of a standard database. Most detection algorithms for detecting myocardial lesion with SPECT MPI image analysis are based on private data sets or are published with unknown information. This makes it difficult to compare performance between different methods and development. In order to solve this problem, we bring the standard data set to SPECT MPI to evaluate the methods in detecting myocardial lesion. In addition, we present machine learning models that are currently in common use and compare their performance based on this data set. Models are designed to serve as a basis for comparison with later development models. We believe that the database and the basic model will contribute to the development of applied machine learning studies in supporting SPECT MPI diagnostics.

Keywords: Single photon emission computed tomography (SPECT); Myocardial Perfusion Imaging (MPI); Computer-aided diagnosis (CAD).

Nhận bài ngày 19 tháng 3 năm 2020
Hoàn thiện ngày 26 tháng 3 năm 2020
Chấp nhận đăng ngày 12 tháng 6 năm 2020

Địa chỉ: [1]Khoa Y học Hạt nhân/Bệnh viện Trung ương Quân đội 108;
[2] Viện Công nghệ thông tin/Viện KH-CN quân sự.
[3] Viện Điện tử viễn thông/Trường đại học Bách Khoa Hà Nội.
*Email: thanhtrungys@yahoo.com.