

Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong đọc ảnh X-quang tầm soát bệnh lao phổi

Đặng Vũ Hoàng*, Đặng Hoàng Chung**

Khoa Y, Trường Đại học Nguyễn Tất Thành, Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

*dvhoang@ntt.edu.vn, **dhchung@ntt.edu.vn

Tóm tắt

Nghiên cứu về ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong đọc ảnh X-quang nhằm hỗ trợ tầm soát bệnh lao phổi đã được thực hiện tại Bệnh viện Chợ Rẫy, nhằm xác định hiệu quả của AI trong chẩn đoán lao phổi. Phương pháp nghiên cứu sử dụng phần mềm AI dựa trên hai thuật toán học sâu triển khai theo mạng nơ-ron tích chập: tự động phát hiện nốt phổi và tự động cảnh báo lao phổi. Các thuật toán được huấn luyện trên bộ dữ liệu lớn từ Bệnh viện Đại học Quốc gia Seoul và các cơ sở y tế khác. Kết quả cho thấy, hiệu quả của chẩn đoán của AI vượt trội so với nhiều bác sĩ chẩn đoán hình ảnh, thuật toán đạt điểm AUROC 0,91 (phát hiện nốt phổi) và 0,988 (cảnh báo lao phổi), với độ đặc hiệu 95,2 % và độ nhạy 80,7 %. Hệ thống AI đã xử lý 9 660 ca X-quang, hỗ trợ phát hiện 46 ca nghi ngờ lao phổi. Việc ứng dụng thực tiễn AI trong môi trường chụp X-quang tầm soát cao, hỗ trợ phát hiện tổn thương nhỏ khó nhận biết, nâng cao chất lượng chẩn đoán, giảm sai sót, hạn chế chỉ định bổ sung như xét nghiệm đờm hoặc chụp cắt lớp vi tính, từ đó giảm chi phí, thời gian và liều phóng xạ cho bệnh nhân, mở ra tiềm năng tối ưu hóa quy trình sàng lọc bệnh lao phổi tại Việt Nam.

Nhận 19/10/2025

Được duyệt 06/01/2026

Công bố 28/01/2026

Từ khóa

Lao phổi,
trí tuệ nhân tạo,
TB AI, học sâu.

© 2026 Journal of Science and Technology - NTTU

1 Đặt vấn đề

Trong công tác khám chữa bệnh của ngành y tế, chụp X-quang lồng ngực là một phương pháp để tầm soát bệnh lao phổi. Sau khi có kết quả chụp, các bác sĩ chẩn đoán hình ảnh sẽ thực hiện việc đọc ảnh X-quang để tìm các bệnh lý về phổi. Đây là một công việc phức tạp, đòi hỏi kinh nghiệm và chuyên môn cao của cán bộ y tế. Nếu số lượng ảnh X-quang cần đọc quá nhiều, hay nói cách khác là thời gian dành cho việc đọc ảnh X-quang quá ngắn sẽ có thể dẫn tới các sai sót, bỏ lỡ các dấu hiệu bệnh lý. Trong trường hợp có nghi ngờ bệnh lý, chỉ định chụp cắt lớp điện toán CT (Computed Tomography) là một công việc có thể xem xét thực hiện

bổ sung để làm rõ hơn tình trạng. Thống kê cho thấy có khoảng từ 19 % đến 26 % bệnh phổi bị bỏ sót do bác sĩ không nhận ra nốt phổi trong lần đầu xem ảnh X-quang của bệnh nhân [1, 2]. Chỉ định chụp thêm CT có thể làm giảm tỷ lệ sai sót, tuy nhiên mặt trái của CT là bệnh nhân sẽ phải chịu thêm liều tia X từ 50 đến 100 lần cao hơn so với chụp X-quang phổi bình thường [3, 4]. Vì vậy các giải pháp kỹ thuật có thể tăng hiệu quả cho chẩn đoán từ hình ảnh X-quang đang nhận được sự quan tâm rất lớn của cộng đồng y học.

Theo nghiên cứu của Harvard Medical School: liều hiệu dụng trung bình của mỗi lần chụp X-quang ngực là khoảng 0,1 mSv, trong khi chụp CT ngực liều hiệu

dụng trung bình lên tới 7 mSv, có nghĩa là bệnh nhân phải chịu mức phóng xạ tia X gấp 70 lần [5].

Cùng với sự phát triển nhanh chóng của công nghệ thông tin, trí tuệ nhân tạo AI (Artificial Intelligence) đang được nghiên cứu và ứng dụng ngày một nhiều hơn trong lĩnh vực y tế. Đối với bài toán đọc dữ liệu ảnh X-quang, thuật toán học sâu (deep learning) trong AI đang dần trở thành công cụ mạnh mẽ hỗ trợ cho các bác sĩ trong chẩn đoán và điều trị. Thuật toán học sâu dựa trên bộ dữ liệu mẫu chuẩn với số lượng lớn, việc xử lý bộ dữ liệu ảnh X-quang được thực hiện trên mô hình mạng nơ-ron tích chập CNN - Convolutional Neural Network. Một số kiến trúc CNN phổ biến trong thuật toán học sâu đang phát triển hiện nay bao gồm: ImageNet, LeNet, AlexNet, ZFNet, GoogLeNet, VGGNet, ResNet.

Hiệu suất của thuật toán học sâu có thể được đánh giá bằng cách tính toán một số chỉ số như tỷ lệ phân loại đúng TPR (true positive rate), tỷ lệ phân loại sai FPR (false positive rate), đường cong ROC (receiving operating curve), diện tích dưới đường cong AUROC (area under the alternative free-response ROC curves),...

2 Đối tượng và phương pháp nghiên cứu

2.1 Đối tượng

Nghiên cứu được triển khai tại Khoa Khám xuất cảnh, Bệnh viện Chợ Rẫy, với dữ liệu từ 9 660 ca chụp X-quang lồng ngực chụp thẳng sau trước Postero-Anterior (PA) từ ngày 7/2/2022 đến 5/8/2022. Toàn bộ ảnh X-quang có chất lượng đồng nhất, sinh ảnh trên cùng một hệ thống bao gồm máy X-quang FDR Smart X 52S và tấm nhận ảnh DR – FDR Devo II G35.

Nghiên cứu này tập trung chủ yếu vào việc đánh giá hiệu quả của mô hình trí tuệ nhân tạo AI trong việc hỗ trợ chẩn đoán bệnh lao phổi thông qua hình ảnh X-quang, không bao gồm phân tích chi tiết về đặc điểm nhân khẩu học hoặc dân số học trên dữ liệu bệnh nhân. Quyết định loại trừ các phân tích như vậy là có chủ ý và phù hợp với mục tiêu của nghiên cứu này, ưu tiên xem xét về hiệu suất kỹ thuật của mô hình AI và khả năng ứng dụng của nó trong thực tiễn lâm sàng. Việc kết hợp phân tích nhân khẩu học, mặc dù có giá trị trong một số bối cảnh nhất định, nằm ngoài phạm vi của

nghiên cứu này và không ảnh hưởng trực tiếp đến việc đánh giá hiệu suất chẩn đoán của AI. Ngoài ra, tính không đồng nhất của tập dữ liệu, được lấy từ môi trường lâm sàng thực tế, được coi là đại diện cho dân số thường được sàng lọc X-quang ngực để phát hiện bệnh lao phổi. Do đó, kết quả phản ánh khả năng khái quát hóa của mô hình AI trên nhiều trường hợp khác nhau, ngay cả khi không phân tầng rõ ràng theo các yếu tố nhân khẩu học. Các nghiên cứu trong tương lai có thể khám phá sâu hơn các yếu tố nhân khẩu học, nhưng những phân tích này nằm ngoài mục tiêu chính của nghiên cứu hiện tại.

Bộ dữ liệu huấn luyện thuật toán tham khảo từ Bệnh viện Đại học Quốc gia Seoul (SNUH) và các cơ sở y tế khác, bao gồm:

Phát hiện nốt phổi: 43 292 ảnh X-quang (34 067 bình thường, 9 225 bất thường) từ SNUH (2010-2015), chia thành huấn luyện (42 092 ảnh), điều chỉnh (600 ảnh), và đánh giá nội bộ (600 ảnh). Dữ liệu đánh giá ngoài từ 4 cơ sở y tế (SNUH, Boramae, Trung tâm Ung thư Quốc gia, và Đại học California San Francisco) với 693 ảnh.

Cảnh báo lao phổi: 60 989 ảnh X-quang (54 221 bình thường, 6 768 lao phổi) từ SNUH (2010-2016), chia thành huấn luyện (60 089 ảnh), điều chỉnh (450 ảnh), và đánh giá nội bộ (450 ảnh). Dữ liệu đánh giá ngoài từ 4 cơ sở y tế và 2 nguồn mở từ Thư viện Y tế Quốc gia Mỹ.

2.2 Phương pháp

Hai thuật toán học sâu dựa trên mạng nơ-ron tích chập được sử dụng bao gồm:

a) *Thuật toán phát hiện nốt phổi* dựa trên mô hình “Deep residual learning” với 25 lớp và 8 kết nối tắt. Dữ liệu đầu vào là hình ảnh X-quang kỹ thuật số với thang độ xám (mức cường độ tia X) của từng pixel trên hình ảnh, đầu ra là vị trí và biên dạng của nốt phổi trên hình ảnh X-quang. Mô hình sử dụng học sâu bán giám sát, với bộ dữ liệu huấn luyện bao gồm tổng số 8 625 hình ảnh X-quang gắn nhãn bất thường, có 3 213 hình ảnh (chiếm 37,2 %) được chú thích cụ thể về nốt phổi, bao gồm tọa độ và thang độ xám của từng pixel trên nốt phổi. Tiền xử lý bao gồm phân đoạn phổi, điều chỉnh độ sáng và kích thước ngẫu nhiên. Thuật toán được đánh giá bằng đường cong ROC, diện tích dưới đường cong AUROC. Các hình ảnh nốt phổi được đánh giá

bằng điểm figures of merit (FOMs) từ phân tích đặc điểm ghi nhận phản hồi tự do jackknife alternative free-response receiver-operating characteristic analysis (JAFROC), tương ứng với xác suất tổn thương thực sự được đánh giá cao hơn các vùng không tổn thương đối chiếu trên hình ảnh X-quang bình thường, sử dụng phần mềm MedCalc và JAFROC version 4.2.1.

b) *Thuật toán cảnh báo lao phổi* cũng sử dụng mô hình CNN với 27 lớp, 12 kết nối tắt, bao gồm lớp phân loại và lớp xác định vị trí tổn thương. Đầu vào gồm có dữ liệu huấn luyện (53 621 ảnh bình thường và 6 468 ảnh lao phổi), dữ liệu điều chỉnh (300 ảnh bình thường và 150 ảnh lao phổi), dữ liệu đánh giá (300 ảnh bình thường và 150 ảnh lao phổi). Tiền xử lý bao gồm phân đoạn phổi, và điều chỉnh ngẫu nhiên (độ sáng, tương phản, lật ngang, cắt, xoay). Đầu ra là xác suất lao phổi (từ 0 % đến 100 %) và vị trí tổn thương theo dạng bản đồ nhiệt. Thuật toán được đánh giá bằng AUROC và AUA-FROC về khả năng xác định mức độ bất thường – xác suất bị lao phổi. Việc gắn nhãn được thực hiện bởi

các bác sĩ X-quang (có 7 năm đến 14 năm kinh nghiệm), tham chiếu CT để đảm bảo độ chính xác. Hiệu suất thuật toán được so sánh với 18 bác sĩ (4 nhóm: không chuyên, bác sĩ X-quang, bác sĩ X-quang có chứng chỉ, và chuyên gia lồng ngực).

3 Kết quả

3.1 Thuật toán phát hiện nốt phổi

AUROC đạt 0,91, vượt 16/18 bác sĩ; JAFROC đạt 0,885, vượt tất cả bác sĩ.

Độ đặc hiệu của thuật toán đạt tới 95,2 % ngay cả ở mức điểm 1, trong khi vẫn đảm bảo độ nhạy 80,7 % (96/119) – tương ứng với độ nhạy của các bác sĩ là 70,4 % (1507/2142).

Tỷ lệ dương tính giả: 0,30 % (so với 0,25 % của bác sĩ). Hiệu quả phát hiện nốt phổi theo độ rõ nét trên hình ảnh tổn thương (thang 5 điểm): AI vượt trội ở các mức thấp (đặc biệt mức 1-2, khả năng bất thường (50-70) % hoặc dưới 50 %), chi tiết theo Bảng 1.

Bảng 1 So sánh khả năng phát hiện nốt phổi của AI với các bác sĩ

Độ rõ nét của hình ảnh tổn thương	AI phát hiện		Bác sĩ bình thường, không chuyên sâu về X quang (3 người) Nhóm A		Bác sĩ X quang (6 người) Nhóm B		Bác sĩ X quang có chứng chỉ công nhận của Hội X quang (5 người) Nhóm C		Bác sĩ X quang được đào tạo chuyên sâu về lồng ngực (4 người) Nhóm D	
	Tỷ lệ %	Theo số ca	Tỷ lệ %	Theo số ca	Tỷ lệ %	Theo số ca	Tỷ lệ %	Theo số ca	Tỷ lệ %	Theo số ca
5	100	45/45	99,3	134/135	99,6	269/270	99,1	223/225	100	180/180
4	100	29/29	65,5	57/87	85,6	149/174	91,7	133/145	94,8	110/116
3	56,7	17/30	23,3	21/90	51,7	93/180	50,0	75/150	49,2	59/120
2	30,4	7/23	8,7	6/69	17,4	24/138	14,8	17/115	17,4	16/92
1	12,5	2/16	4,2	2/48	3,1	3/96	0	0/80	0	0/64

Ghi chú: theo 5 mức độ rõ nét của các nốt phổi trên hình ảnh X quang (theo tỷ lệ (%), số ca được phát hiện trên tổng số) Để đánh giá về ý nghĩa thống kê, xác suất chính xác p-value của tổ hợp dữ liệu được tính toán theo Fisher's exact test (với cỡ mẫu < 5) và Chi-square test (với cỡ mẫu ≥ 5), với kết quả thể hiện trong Bảng 2.

Bảng 2 Kết quả kiểm định đánh giá về hiệu suất AI so sánh với các nhóm bác sĩ

Cấp độ rõ nét	So sánh AI với Nhóm A	So sánh AI với Nhóm B	So sánh AI với Nhóm C	So sánh AI với Nhóm D
5 (Rõ nét nhất)	p = 1,000 (Fisher's exact) Không khác biệt (cả hai gần 100 %)	p = 1,000 (Fisher's exact) Không khác biệt	p = 1,000 (Fisher's exact) Không khác biệt	p = 1,000 (Fisher's exact) Không khác biệt
4	p = 0,00005 (Fisher's exact) Có khác biệt (AI tốt hơn: 100 % so với 65,5 %)	p = 0,029 (Fisher's exact) Có khác biệt (AI tốt hơn: 100 % so với 85,6 %)	p = 0,221 (Fisher's exact) Không khác biệt	p = 0,600 (Fisher's exact) Không khác biệt
3	p = 0,002 (Chi-square) Có khác biệt (AI tốt hơn: 56,7 % so với 23,3 %)	p = 0,756 (Chi-square) Không khác biệt	p = 0,641 (Chi-square) Không khác biệt	p = 0,596 (Chi-square) Không khác biệt

Cấp độ rõ nét	So sánh AI với Nhóm A	So sánh AI với Nhóm B	So sánh AI với Nhóm C	So sánh AI với Nhóm D
2	p = 0,025 (Chi-square) Có khác biệt (AI tốt hơn: 30,4 % so với 8,7 %)	p = 0,237 (Chi-square) Không khác biệt	p = 0,132 (Chi-square) Không khác biệt	p = 0,268 (Chi-square) Không khác biệt
1 (Mờ nhất)	p = 0,258 (Fisher's exact) Không khác biệt	p = 0,148 (Fisher's exact) Không khác biệt	p = 0,026 (Fisher's exact) Có khác biệt (AI tốt hơn: 12,5 % so với 0 %)	p = 0,038 (Fisher's exact) Có khác biệt (AI tốt hơn: 12,5 % so với 0 %)

Kết quả cho thấy sự khác biệt có ý nghĩa thống kê chủ yếu xảy ra khi hình ảnh kém rõ nét, nghĩa là AI hỗ trợ tốt hơn trong trường hợp khó. Không có trường hợp nào bác sĩ vượt trội AI một cách có ý nghĩa.

3.2 Thuật toán cảnh báo lao phổi

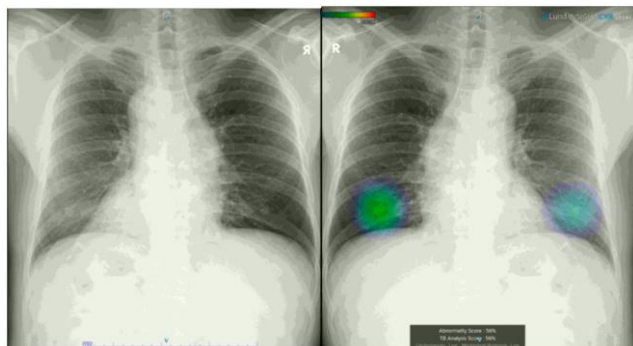
AUROC đạt 0,988, AUA-FROC đạt 0,977 (CI 95 %).

Từ 9 660 ca chụp tại Bệnh viện Chợ Rẫy, AI hỗ trợ phát hiện 46 ca nghi ngờ lao phổi.

Trong 430 ca đánh giá chi tiết, AI ghi nhận 15 ca điểm TB > 50 % (3 ca dương tính giả, tỷ lệ 20 %) và 363 ca điểm TB < 10 % (3 ca âm tính giả, tỷ lệ 0,83 %).

Ngoài ra, trong quá trình áp dụng tại Khoa Khám xuất cảnh Bệnh viện Chợ Rẫy có 2 ca điển hình mà hệ thống AI bị nhầm lẫn:

Trường hợp 1: nhầm lẫn núm vú nên AI đánh giá điểm 50 % TB. Nguyên nhân: do sự bất đối xứng 2 bên núm vú, và bên trái mờ hơn so với bên phải nên gây ra nhầm lẫn cho thuật toán nhận dạng (Hình 1).



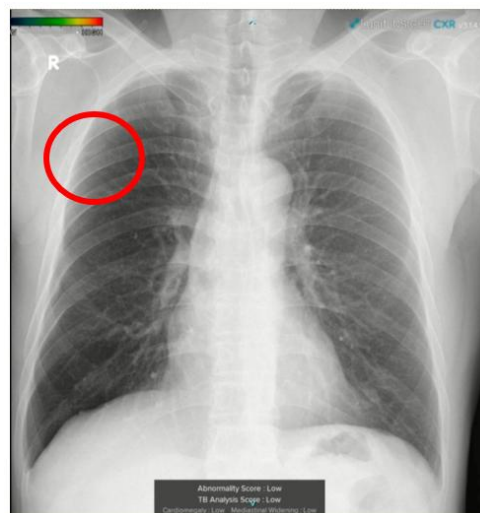
Hình 1 AI nhầm lẫn hình ảnh núm vú

Nguồn: dữ liệu ảnh X-quang của Khoa Khám xuất cảnh, Bệnh viện Chợ Rẫy

Trường hợp 2: ảnh chụp X-quang cho thấy có độ mờ tuyến tính vùng phổi phía trên bên phải, tuy nhiên AI đã bỏ qua. Nguyên nhân do AI nhầm lẫn với một số dấu hiệu của mạch máu (Hình 2).

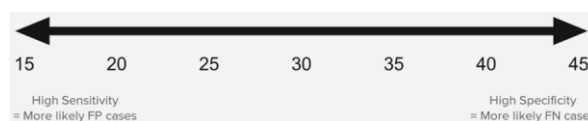
Để giải quyết vấn đề bỏ sót này, có thể điều chỉnh hệ thống AI để giảm Operating Point (ngưỡng xác định độ

nhạy/ độ đặc hiệu) của thuật toán nhỏ lại, tuy nhiên sẽ làm tăng khả năng bị dương tính giả (Hình 3). Đặc điểm này đang tiếp tục được nhóm phát triển thuật toán xem xét cải thiện để nâng cao hiệu suất của mô hình AI mà không làm tăng tỷ lệ dương tính giả.



Hình 2 AI nhầm lẫn hình ảnh mạch máu

Nguồn: dữ liệu ảnh X-quang của Khoa Khám xuất cảnh, Bệnh viện Chợ Rẫy



Hình 3 Thay đổi ngưỡng xác định độ nhạy/ độ đặc hiệu

4 Thảo luận

Sử dụng AI đã giúp tăng hiệu quả chẩn đoán bệnh phổi thông qua tự động phân tích hình ảnh X-quang kỹ thuật số, đặc biệt ở môi trường chụp X-quang tần suất cao (hơn 200 ca/ngày/máy). AI giúp hạn chế chỉ định chụp thêm các tư thế khác sau khi đã chụp PA, hạn chế chụp CT, như vậy sẽ giảm liều phóng xạ cho bệnh nhân. Tại các thời điểm đông bệnh nhân, các ca chụp thực hiện liên tiếp, thì ứng dụng AI sẽ giúp bác sĩ chẩn đoán

nhanh hơn và chính xác hơn, hạn chế tối đa việc bỏ lỡ các tổn thương nhỏ khó nhận ra khi xem lần đầu trên ảnh chụp X-quang phổi. AI giúp nâng cao chất lượng chẩn đoán khả năng lao phổi, giảm thiểu chi phí và thời gian cho các chỉ định bổ sung để xác định lao phổi. AI hỗ trợ phát hiện tổn thương nhỏ, giảm sai sót so với bác sĩ, đặc biệt với nốt phổi khó nhận biết. Nhầm lẫn của AI (núm vú, mạch máu) có thể được cải thiện bằng điều chỉnh ngưỡng hoặc bổ sung dữ liệu huấn luyện.

Khoa Khám xuất cảnh của Bệnh viện Chợ Rẫy bắt đầu ứng dụng trí tuệ nhân tạo AI, dựa trên 2 thuật toán học sâu nhằm hỗ trợ phát hiện nốt phổi và tầm soát lao phổi đã nêu trên, từ đầu năm 2022. Đây là nơi có mật độ chụp và đọc ảnh X-quang phổi khá cao, có thể lên tới 200 ca trên 1 máy chụp mỗi ngày. Thống kê từ ngày 7/2/2022 đến ngày 5/8/2022, đã có tổng cộng 9 660 ca chụp phổi (đã lọc để chỉ thống kê với các ca chụp PA) được xử lý bằng AI tại Khoa Khám xuất cảnh Bệnh viện Chợ Rẫy, hỗ trợ tốt cho hoạt động chẩn đoán của các y bác sĩ.

Trong quy trình đọc kết quả X-quang, hệ thống AI sẽ đưa ra điểm đánh giá khả năng TB (lao phổi) theo tỷ lệ từ 0 % đến 100 % – đồng thời có hiển thị khoanh vùng các khu vực nghi ngờ TB trên hình ảnh X-quang. Hình ảnh AI xử lý sẽ hiển thị mức độ điểm TB theo đánh giá của AI bằng màu sắc tăng dần từ xanh, vàng, cam, đến đỏ, màu sắc càng về phía đỏ thì điểm TB càng cao, dựa vào đó các bác sĩ có thể tập trung vào các khu vực AI đang khuyến cáo để tránh bị bỏ sót dấu hiệu bệnh.

Trong tổng cộng các kết quả thực hiện đánh giá có tất cả 430 ca chụp được xử lý bởi AI đã được các bác sĩ thực hiện đọc ảnh X-quang để làm báo cáo trên phần mềm thống kê, trong đó tổng số ca được các bác sĩ đánh giá có khả năng bị TB là 46 ca. Trong 430 ca chụp, hệ thống AI cho điểm TB trên 50 % có tổng số 15 ca, tuy nhiên trong 15 ca đó có 3 ca được bác sĩ đánh giá bình thường, tương đương với tỷ lệ dương tính giả 20 %. Số lượng ca AI cho điểm TB dưới 10 % là 363 ca, trong đó có 3 ca được bác sĩ đọc ảnh đánh giá có khả năng bị TB, âm tính giả 0,83 %.

Mặc dù còn tồn tại một vài vấn đề, tiềm năng ứng dụng của mô hình AI này là rất đáng kể. Hệ thống AI có thể

đóng vai trò là công cụ chẩn đoán mạnh mẽ trong các cơ sở có khối lượng bệnh nhân lớn như bệnh viện trung ương và tỉnh, nơi nó có thể giảm tải công việc cho các bác sĩ X-quang và cải thiện độ chính xác chẩn đoán lao phổi. Ở các vùng nông thôn có hạn chế tiếp cận với các chuyên gia, mô hình AI có thể hoạt động như một công cụ sàng lọc ban đầu, giúp xác định các trường hợp nghi ngờ mắc bệnh lao phổi cần được đánh giá thêm. Với sự điều chỉnh và kiểm định phù hợp, mô hình này có thể góp phần tối ưu hóa các chương trình sàng lọc bệnh lao tại Việt Nam, tăng cường phát hiện sớm và can thiệp kịp thời, đồng thời giảm chi phí và cải thiện kết quả điều trị cho bệnh nhân.

5 Kết luận

Nghiên cứu ứng dụng AI tại Bệnh viện Chợ Rẫy đã chứng minh tiềm năng của học sâu trong nâng cao hiệu quả chẩn đoán lao phổi từ ảnh X-quang, với hiệu suất vượt trội (AUROC 0,91-0,988) và khả năng giảm thiểu sai sót so với đánh giá thủ công. Hệ thống AI không chỉ hỗ trợ bác sĩ phát hiện tổn thương nhỏ, mà còn giảm nhu cầu chỉ định bổ sung như chụp CT, qua đó giảm liều phóng xạ và chi phí cho bệnh nhân. Kết quả từ 9 660 ca chụp cho thấy AI có thể tích hợp hiệu quả vào quy trình chẩn đoán tại môi trường y tế mật độ cao. Ý nghĩa của nghiên cứu nằm ở việc cung cấp giải pháp công nghệ tiên tiến, tối ưu hóa chẩn đoán lao phổi, đặc biệt tại các cơ sở y tế có khối lượng công việc lớn. Khuyến nghị đề xuất bao gồm tiếp tục thu thập dữ liệu để cải thiện độ chính xác của thuật toán, điều chỉnh ngưỡng phát hiện để giảm âm tính giả, và mở rộng ứng dụng AI vào các bệnh lý phổi khác. Việc xây dựng quy trình chuẩn tích hợp AI vào thực hành lâm sàng cần được đẩy mạnh, kết hợp đào tạo bác sĩ để khai thác tối đa tiềm năng công nghệ, từ đó nâng cao chất lượng chăm sóc y tế.

Lời cảm ơn

Chúng tôi xin cảm ơn Trường Đại học Nguyễn Tất Thành, Thành phố Hồ Chí Minh đã hỗ trợ cho nghiên cứu này.

Tài liệu tham khảo

1. Gavelli, G., & Giampalma, E. (2000). Sensitivity and specificity of chest X-ray screening for lung cancer: Review article. *Cancer*, 89(11 Suppl), 2453-2456. [https://doi.org/10.1002/1097-0142\(20001201\)89:11+<2453::AID-CNCR21>3.0.CO;2-M](https://doi.org/10.1002/1097-0142(20001201)89:11+<2453::AID-CNCR21>3.0.CO;2-M).
2. Austin, J. H., Romney, B. M., & Goldsmith, L. S. (1992). Missed bronchogenic carcinoma: Radiographic findings in 27 patients with a potentially resectable lesion evident in retrospect. *Radiology*, 182(1), 115-122. <https://doi.org/10.1148/radiology.182.1.1727272>.
3. Mettler, F. A., Jr., Huda, W., Yoshizumi, T. T., & Mahesh, M. (2008). Effective doses in radiology and diagnostic nuclear medicine: A catalog. *Radiology*, 248(1), 254-263. <https://doi.org/10.1148/radiol.2481071451>.
4. Bach, P. B., Mirkin, J. N., & Oliver, T. K. (2012). Benefits and harms of CT screening for lung cancer: A systematic review. *JAMA*, 307(22), 2418-2429. <https://doi.org/10.1001/jama.2012.5521>.
5. Harvard Health Publishing. (n.d.). *Radiation risk from medical imaging*. Harvard Medical School. Retrieved October 18, 2025, from <https://www.health.harvard.edu/cancer/radiation-risk-from-medical-imaging>.

Application of artificial intelligence in reading X-ray images for pulmonary

Dang Vu Hoang*, Dang Hoang Chung**

Faculty of Medicine, Nguyen Tat Thanh University, Ho Chi Minh City, Viet Nam

*dvhoang@ntt.edu.vn, **dhchung@ntt.edu.vn

Abstract Research on the implementation of Artificial Intelligence (AI) in analyzing chest X-ray images to support pulmonary tuberculosis screening has been implemented at the VISA Department, Cho Ray Hospital. The objective of this study is to evaluate the effectiveness of AI in diagnosing pulmonary tuberculosis. The research methodology employed AI software based on two deep learning algorithms implemented through convolutional neural networks: automatic lung nodule detection and automatic pulmonary tuberculosis warning. These algorithms were trained on large datasets from Seoul National University Hospital and other medical institutions. The study results demonstrated that the diagnostic performance of AI surpassed that of many radiologists, achieving AUROC (area under the alternative free-response of receiving operating curves) scores of 0.91 (lung nodule detection) and 0.988 (pulmonary tuberculosis warning), with a specificity of 95.2% and a sensitivity of 80.7%. The AI system processed 9,660 chest X-rays and supported the detection of 46 suspected pulmonary tuberculosis cases. The novel contributions of this study highlight the remarkable efficiency of AI in practical applications within high-frequency X-ray environments. AI effectively supported the detection of small, hard-to-identify lesions, enhanced diagnostic quality, reduced errors, and minimized additional procedures such as sputum tests or computed tomography scans. Consequently, it reduced costs, time, and radiation exposure for patients. This study opens up significant potential for optimizing the pulmonary tuberculosis screening process in Viet Nam.

Keywords Tuberculosis of lung, artificial intelligence, TB AI, deep learning.