

TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG HỆ THỐNG CẤP CỨU NỘI VIỆN: TỪ PHÁT HIỆN SỚM ĐẾN TỐI ƯU CHĂM SÓC VÀ ĐIỀU TRỊ

Đinh Văn Hồng¹, Trịnh Hữu Đại¹, Diệp Hồng Kháng¹

TÓM TẮT

Giới thiệu: Trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence, AI) đã trở thành công cụ đột phá trong lĩnh vực y tế, đặc biệt trong việc nâng cao hiệu quả hệ thống cấp cứu nội viện. AI không chỉ cải thiện khả năng phát hiện sớm các tình trạng bất thường trên lâm sàng mà còn hỗ trợ tối ưu hóa quy trình chăm sóc và điều trị bệnh nhân, góp phần giảm tỷ lệ tử vong.

Mục tiêu: Đánh giá hệ thống cảnh báo sớm ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong cấp cứu nội viện, so sánh hiệu năng với thang điểm truyền thống và thảo luận khả năng triển khai tại Việt Nam.

Phương pháp: Rà soát có hệ thống các nghiên cứu gốc (2015 - 2024) trên PubMed, Scopus, IEEE Xplore với các từ khóa liên quan “artificial intelligence”, “early warning”, “in-hospital”, “cardiac arrest”, “sepsis”. Tiêu chí chọn: cỡ mẫu ≥ 500 , báo cáo AUROC/AUC và có nhóm so sánh MEWS/NEWS. Có 18 nghiên cứu phù hợp; do không đồng nhất về tiêu chí đầu cuối nên không tiến hành phân tích gộp.

Kết quả: Các mô hình AI nổi bật gồm DeepCARSTTM, DEWS, AISE, mô hình Random-Forest của Churpek và Deep EDICAS. AI đạt AUROC 0,80 – 0,94 (trung vị 0,88), cao hơn MEWS/NEWS (0,62 – 0,78). Ở cùng mức đặc hiệu, AI giảm 50 - 60 % báo động giả và tăng độ nhạy tới 2,5 lần; thời gian báo trước ngừng tim/nhiễm trùng huyết sớm hơn 4 - 24 giờ. Các hệ thống AI “giải thích được” ngày càng phổ biến và có thể tích hợp trực tiếp vào hồ sơ bệnh án điện tử.

¹ Khoa Hồi sức tích cực-Chống độc, Bệnh viện Quân y 175

Người nhận phản hồi: Đinh Văn Hồng, email: dinhvanhong108@gmail.com

Ngày nhận bài: 28/4/2025

Ngày phản biện: 28/9/2025

Kết luận: AI nâng cao đáng kể khả năng phát hiện sớm và tối ưu hóa phản ứng nhanh so với thang điểm truyền thống. Cần thử nghiệm đa trung tâm trên dữ liệu Việt Nam, hoàn thiện hạ tầng công nghệ thông tin và hành lang pháp lý trước khi nhân rộng.

Từ khóa: Trí tuệ nhân tạo; Hệ thống cảnh báo sớm, Ngừng tim nội viện, Nhiễm trùng huyết, Học máy, Học sâu.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN IN-HOSPITAL EMERGENCY SYSTEM: FROM EARLY DETECTION TO OPTIMIZED TREATMENT AND CARE

ABSTRACT

Background: Artificial intelligence (AI) has emerged as a groundbreaking tool in healthcare, particularly in enhancing the efficiency of in-hospital emergency systems. By improving early detection of clinical deterioration and optimizing treatment processes, AI contributes to reducing mortality rates and severe complications.

Objective: To systematically evaluate artificial-intelligence-based early warning systems (AI-EWS) for in-hospital emergencies, compare their performance with traditional scores, and discuss implementation prospects in Vietnam.

Methods: A systematic search of PubMed, Scopus and IEEE Xplore (2015 – 2024) used the terms “artificial intelligence”, “early warning”, “in-hospital”, “cardiac arrest”, and “sepsis”. Original studies with ≥ 500 subjects that reported AUROC/AUC and included MEWS/NEWS comparators were eligible. Eighteen studies met inclusion criteria; meta-analysis was precluded by heterogeneity of outcomes.

Results: Representative models – DeepCARSTM, DEWS, AISE, Churpek’s Random-Forest model, and Deep EDICAS – achieved AUROC 0.80 – 0.94 (median 0.88), surpassing MEWS/NEWS (0.62 – 0.78). At matched specificity, AI reduced false alarms by 50 – 60 % and increased sensitivity up to 2.5-fold; predicted cardiac arrest or sepsis 4 – 24 hours earlier. Interpretable AI techniques are emerging, and most systems integrate seamlessly with electronic health records.

Conclusion: AI-enhanced warning systems markedly outperform conventional scores, offering earlier, more accurate detection and enabling proactive rapid-response activation. Multicenter trials on Vietnamese datasets, robust IT infrastructure, and a dedicated regulatory framework are essential for nationwide deployment.

Keywords: Artificial Intelligence, Early Warning System; In-Hospital Cardiac Arrest, Sepsis, Machine Learning, Deep Learning.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Cấp cứu nội viện, đặc biệt là các trường hợp bệnh nhân diễn tiến nặng đột ngột (như ngừng tim nội viện hoặc sốc nhiễm trùng), đòi hỏi khả năng phát hiện sớm và can thiệp kịp thời của nhân viên y tế. Hệ thống phản ứng nhanh (Rapid Response System, RRS) đã ra đời nhằm mục đích này, với bằng chứng cho thấy RRS giúp giảm tỷ lệ ngừng tim nội viện và chuyển Khoa Hồi sức tích cực (Intensive Care Unit, ICU) không kế hoạch nhờ phát hiện sớm dấu hiệu nguy kịch [1]. Trong các bệnh viện, những công cụ cảnh báo sớm truyền thống như MEWS (Modified Early Warning Score) và NEWS (National Early Warning Score) được sử dụng rộng rãi để theo dõi sinh hiệu và cảnh báo khi bệnh nhân có nguy cơ xấu đi. Các thang điểm này thuộc loại hệ thống kích hoạt theo ngưỡng đa thông số, kết hợp nhiều dấu hiệu sinh tồn để đánh giá mức độ nặng [2].

Tuy nhiên, thực tế cho thấy phương pháp truyền thống còn nhiều hạn chế [3]. Thứ nhất, độ nhạy chưa cao: MEWS/NEWS với ngưỡng cố định có thể bỏ sót nhiều trường hợp đang xấu đi, nhất là khi các dấu hiệu sinh tồn thay đổi nằm dưới ngưỡng cảnh báo. Thứ hai, báo động giả nhiều: Các ngưỡng cảnh báo cài đặt thấp để tăng nhạy sẽ dẫn tới rất nhiều báo động không cần thiết, gây “nhờn” cảnh báo (alarm fatigue) cho nhân viên y tế. Thứ ba, tần suất theo dõi hạn chế: tại nhiều bệnh viện, sinh hiệu thường chỉ đo

mỗi 4–6 giờ một lần, dẫn đến khoảng trống có thể bỏ lỡ diễn biến xấu giữa các lần đo. Bên cạnh đó, yếu tố con người cũng ảnh hưởng: nhân viên có thể do dự trong việc kích hoạt đội phản ứng nhanh hoặc chưa nhận diện tình huống kịp thời, làm chậm trễ can thiệp. Ngoài ra, tình trạng quá tải báo động và thiếu tích hợp hệ thống khiến việc phản ứng chưa tối ưu.

Trong bối cảnh đó, trí tuệ nhân tạo (Artificial intelligence, AI) nổi lên như một giải pháp tiềm năng để nâng cao hiệu quả của hệ thống cấp cứu nội viện. AI có khả năng phân tích dữ liệu lớn theo thời gian thực, nhận biết những mẫu bất thường tinh vi mà các thang điểm đơn giản khó phát hiện. Nhờ những tiến bộ trong học máy (machine learning) và học sâu (deep learning), các mô hình AI có thể hỗ trợ chẩn đoán, tiên lượng và cá thể hóa điều trị, tối ưu hóa quy trình chăm sóc bệnh nhân. Đặc biệt trong cấp cứu nội viện, AI hứa hẹn cải thiện khả năng dự báo sớm tình trạng xấu (như báo trước nguy cơ ngừng tim, sốc) và kích hoạt phản ứng nhanh một cách chính xác hơn, giảm gánh nặng cho nhân viên y tế [4],[5].

2. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Thiết kế và nguồn dữ liệu: Rà soát hệ thống các nghiên cứu ứng dụng AI trong cảnh báo sớm trên PubMed, IEEE Xplore, Scopus từ 2015 đến 2024, từ khóa gồm “artificial intelligence”, “early warning”, “cardiac arrest”, “sepsis”, “in-hospital”.

Tiêu chí tuyển chọn: nghiên cứu gốc sử dụng AI dự báo cấp cứu nội viện, báo cáo chỉ số AUROC/AUC và so sánh ≥ 1 thang điểm truyền thống.

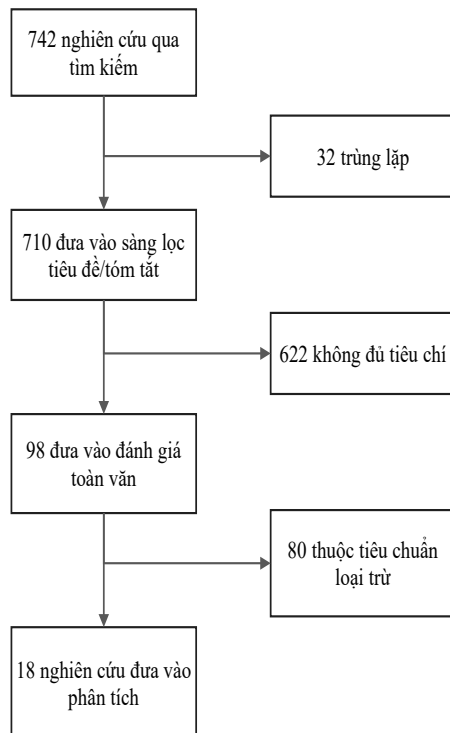
Tiêu chí loại trừ: mô hình chỉ thử nghiệm mô phỏng, cỡ mẫu < 500 , không báo hiệu năng, ngôn ngữ ngoài tiếng Anh, tiếng Việt.

Trích xuất dữ liệu: cỡ mẫu, loại thuật toán AI, biến cố, AUROC, tỷ lệ báo động giả.

Phân tích: Tổng hợp định tính; không tiến hành phân tích tổng hợp (meta-analysis) do các mô hình không đồng nhất về dân số và tiêu chí đầu cuối.

Quy trình sàng lọc theo PRISMA (Hình 1):

- Số bài báo tìm được ban đầu: 742.
- Loại trừ trùng lặp: 32
- Sàng lọc tiêu đề/tóm tắt: 622 bài bị loại do không liên quan AI hoặc cấp cứu nội viện
- Đánh giá toàn văn 98 bài: loại 80 do (i) cỡ mẫu < 500 (n=28); (ii) không báo AUROC/AUC (n=34); (iii) không có nhóm so sánh MEWS/NEWS (n=18).
- Nghiên cứu đưa vào phân tích cuối cùng: 18.



Hình 1. Sơ đồ nghiên cứu

3. KẾT QUẢ VÀ BÀN LUẬN

a. Các công cụ cảnh báo sớm truyền thống trong nội viện

Hệ thống cảnh báo sớm truyền thống dựa trên các thang điểm phân tầng nguy cơ được xây dựng thủ công. MEWS và NEWS là hai ví dụ điển hình, tính toán điểm số từ một số dấu hiệu sinh tồn cơ bản (nhịp tim, huyết áp, nhịp thở, nhiệt độ, ý thức, oxy, v.v.). Khi tổng điểm vượt ngưỡng, hệ thống sẽ kích hoạt báo động để bác sĩ đánh giá bệnh nhân. Những thang điểm này dễ áp dụng và đã chứng minh hữu ích nhất định trong nhận biết bệnh nhân nặng sớm hơn so với chỉ theo dõi đơn thuần từng dấu hiệu lâm sàng [2].

Tuy vậy, độ chính xác của MEWS/NEWS chưa thật cao. Nghiên cứu của Lee và cộng sự trên hơn 173.000 bệnh nhân cho thấy MEWS chỉ đạt AUROC 0,75–0,78 trong dự đoán ngừng tim nội viện [5]. Điều này nghĩa là khả năng phân biệt bệnh nhân sẽ ngừng tim và không ngừng tim chỉ hơn mức ngẫu nhiên một phần nhất định. Độ nhạy của các thang điểm này ở ngưỡng báo động thường thấp, dẫn đến nhiều trường hợp xấu bị bỏ lỡ nếu đặt ngưỡng cao để giảm báo động giả. Ngược lại, nếu hạ ngưỡng để tăng bắt nhạy, số lượng báo động giả tăng vọt, làm quá tải cho nhân viên y tế và gây hiệu ứng “báo động giả liên tục” khiến nhân viên dễ bỏ qua cảnh báo thật. Theo một báo cáo, hệ thống MEWS kích hoạt báo động trung bình khá thường xuyên (20 lần/1000 giường

mỗi ngày) nhưng đa số không dẫn đến can thiệp thực sự, do đó tỷ lệ báo động phù hợp còn thấp [4].

Một hạn chế lớn nữa của phương pháp hiện tại là thiếu tính liên tục và dự đoán xu hướng. MEWS/NEWS chủ yếu dựa vào giá trị tức thời của sinh hiệu, mà ít xem xét mức độ thay đổi theo thời gian. Trong khi đó, diễn tiến xấu thường thể hiện qua xu hướng xấu dần của sinh hiệu (ví dụ huyết áp tụt dần, nhịp tim tăng dần trước khi sốc). Các hệ thống truyền thống khó nhận biết sớm xu hướng này cho đến khi giá trị vượt ngưỡng nguy hiểm. Thêm vào đó, tần suất đo sinh hiệu hạn chế (4-6 giờ/lần) tạo khoảng trống thông tin, khiến hệ thống không phát hiện được sự suy giảm xảy ra giữa các lần đo. Điều này đặt ra nhu cầu về giải pháp theo dõi liên tục và thông minh hơn – đây chính là khoảng trống mà AI có thể lấp đầy [4],[8].

b. Hệ thống cảnh báo sớm dựa trên AI

Sự phát triển của học sâu đã dẫn đến những mô hình cảnh báo sớm thế hệ mới, tiêu biểu là DeepCARSTTM và DEWS. Những hệ thống này sử dụng mạng neuron sâu (deep neural networks) để phân tích dữ liệu sinh tồn liên tục, nhận diện mô hình tiềm ẩn báo hiệu nguy cơ mà các phương pháp truyền thống khó phát hiện.

DeepCARSTTM (Deep Learning-based Cardiac Arrest Risk System) được phát triển tại Hàn Quốc, tập trung dự đoán

nguy cơ ngừng tim nội viện và chuyển ICU cấp cứu ở bệnh nhân nội trú. Mô hình DeepCARS sử dụng mạng hồi quy sâu (Deep RNN), đầu vào gồm các dữ liệu sinh tồn cơ bản (huyết áp, nhịp tim, nhịp thở, nhiệt độ), tuổi bệnh nhân và thời gian ghi nhận mỗi chỉ số [4]. Khác với MEWS chỉ dùng giá trị điểm tại một thời điểm, DeepCARS xem xét chuỗi thời gian của sinh hiệu, nhờ đó nhận ra được xu hướng xấu đi trước khi giá trị vượt ngưỡng nguy hiểm. Hệ thống được tích hợp trực tiếp vào bệnh án điện tử (Electronic Health Record, EHR), cập nhật dữ liệu theo thời gian thực và tính điểm nguy cơ (0 - 100) liên tục cho mỗi bệnh nhân. Khi điểm nguy cơ vượt một ngưỡng tương đương với mức cảnh báo (ví dụ DeepCARS 95 điểm tương đương MEWS 5 điểm) thì phát tín hiệu báo động để RRT can thiệp [4].

DEWS (Deep Early Warning

Score) là một mô hình tương tự, cũng ứng dụng học sâu để dự báo ngừng tim và chuyển ICU ngoài kế hoạch. Trong nghiên cứu của Lee và cộng sự [5], DEWS được huấn luyện trên dữ liệu hơn 170.000 bệnh nhân nội trú, sử dụng các sinh hiệu như MEWS (Huyết áp tâm thu, mạch, nhiệt độ, nhịp thở, trạng thái ý thức) nhưng khai thác bằng mạng neuron sâu để cho ra điểm cảnh báo. Kết quả hiệu năng của DEWS vượt trội so với MEWS: trên tập ngoại kiểm, DEWS đạt AUROC = 0,905 so với 0,785 của MEWS. Ở cùng mức đặc hiệu, DEWS có độ nhạy cao hơn; và nếu chọn cùng mức độ nhạy, DEWS giảm số báo động trung bình gần 1/2 so với MEWS. Nghĩa là AI vừa bắt được nhiều ca nguy kịch hơn, vừa tránh làm phiền nhân viên y tế bởi quá nhiều báo động giả.

Bảng 1. So sánh các mô hình nghiên cứu về AI trong cấp cứu nội viện

Mô hình	Bối cảnh & cỡ mẫu	Biến cố dự báo	Thời gian báo trước	AUROC (khoảng tin cậy 95%)	AUPRC	Mức giảm báo động giả/ tăng độ nhạy
Deep-CARS™ - Cho [4]	55 083 bệnh nhân (BN) - 4 Bệnh viện (BV) tại Hàn Quốc	Ngừng tim nội viện & chuyển ICU không kế hoạch	0,5 - 24 h	0,865 – 0,910	0,407	-59,6 % báo động giả so MEWS; +257 % độ nhạy tại cùng đặc hiệu

Mô hình	Bối cảnh & cỡ mẫu	Biến cố dự báo	Thời gian báo trước	AUROC (khoảng tin cậy 95%)	AUPRC	Mức giảm báo động giả/ tăng độ nhạy
DEWS - Lee [5]	173 368 BN – 2 BV	Ngừng tim nội viện & chuyển ICU không kế hoạch	≤ 24 h	0,905 (0,902-0,907)	0,473	Giảm 54 % báo động so MEWS
AISE - Nemati [9]	27 527 BN ICU (train) + 42 000 BN MIMIC-III (validation)	Nhiễm khuẩn huyết theo Sepsis 3 (tSepsis, tSOFA, tOnset)	4 h – 12 h	0,83 – 0,85	0,295	Duy trì đặc hiệu 63-67 % ở 12 h
Random Forest – Churpek [8]	269 999 BN – 5 BV Hoa Kỳ	Ngưng tim + Chuyển ICU không kế hoạch + Tử vong	8 h (khung 8 h)	0,80 (0,80-0,80)	0,322	Giảm ~13 % cảnh báo cần đánh giá so logistic; > 500 000 báo động tiết kiệm/4,6 triệu quan sát
Deep EDICAS – Deng [10]	108 339 lượt nhập Khoa cấp cứu (Taiwan)	Ngưng tim nội viện & Hồi sức ngừng tim	1 h/ 8 h	0,939 / 0,905	0,518 / 0,280	Độ nhạy 0,71 (1 h); 0,78 (8 h) – cao hơn MEWS/ NEWS

Một nghiên cứu hồi cứu khác của Cho và cộng sự, cũng là nhóm phát triển DEWS, cho thấy ưu thế định lượng của hệ thống học sâu: mô hình AI đạt AUROC =

0,865, so với MEWS chỉ 0,682; đồng thời giảm số lượt bệnh nhân cần đánh giá và số báo động mỗi ngày lần lượt 69,2% và 59,6% so với phương pháp truyền thống

[7]. Đặc biệt, tại cùng một ngưỡng đặc hiệu, hệ thống AI có thể tăng độ nhạy lên tới 257% so với MEWS. Nói cách khác, để đạt cùng tỷ lệ báo giả, AI bắt được số ca diễn tiến xấu nhiều gấp hơn 2,5 lần phương pháp cũ – một cải thiện rất đáng kể về hiệu quả phát hiện sớm.

Không chỉ dừng ở độ chính xác, các hệ thống AI này còn cho thấy tính kịp thời vượt trội. DeepCARS trong nghiên cứu đa trung tâm năm 2023 có thể dự báo sớm hơn: phát hiện được nhiều bệnh nhân sẽ ngừng tim trước 12 - 24 giờ so với thời điểm sự cố, trong khi MEWS có thể chỉ báo động muộn hơn gần sát thời điểm ngừng tim [4]. Mô hình AISE (Artificial-Intelligence Sepsis Expert) của tác giả Nemati và cộng sự [9] sử dụng 65 biến EMR kết hợp sóng tim mạch tần suất cao trên 69 000 bệnh nhân ICU, mô hình Cox-Weibull lý giải được này dự báo sepsis trước 4–12 giờ với AUROC 0,83–0,85; riêng dự đoán tăng ≥ 2 điểm SOFA đạt 0,87. Việc dự báo sớm hơn sẽ cho thời gian chuẩn bị nhiều hơn để đội phản ứng nhanh can thiệp (ví dụ: sắp xếp giường hồi sức, chuẩn bị thuốc, máy móc) – yếu tố quan trọng cải thiện kết cục bệnh nhân.

c. AI trong hỗ trợ quyết định lâm sàng và tích hợp EHR

Một lợi thế quan trọng khi ứng dụng AI vào hệ thống cảnh báo nội viện là khả năng tích hợp sâu với hạ tầng hồ sơ điện tử của bệnh viện. Khác với các thang điểm cần nhân viên nhập liệu và

tính toán thủ công hoặc bằng những hệ thống rời rạc, các thuật toán AI hiện đại được nhúng trực tiếp vào EHR, liên tục lấy dữ liệu từ hồ sơ bệnh nhân (sinh hiệu, xét nghiệm, triệu chứng được ghi nhận, v.v.) và tự động phân tích 24/7. Điều này tạo nên một hệ thống giám sát thâm lặn nhưng hiệu quả, cảnh báo sớm ngay cả khi bác sĩ, điều dưỡng chưa kịp để ý sự thay đổi của bệnh nhân.

Tại UC San Diego, mô hình AI có tên COMPOSER được tích hợp vào hệ thống theo dõi tại khoa Cấp cứu – nơi tiếp nhận bệnh nhân ban đầu – để dự báo nhiễm trùng huyết (sepsis). AI này theo dõi hơn 150 biến số (sinh tồn, kết quả lab, tiền sử...) của mỗi bệnh nhân ngay từ khi nhập viện, và có thể phát hiện nguy cơ sepsis trước khi biểu hiện lâm sàng rõ ràng. Kết quả cho thấy việc triển khai COMPOSER giúp giảm 17% tỷ lệ tử vong do sepsis tại bệnh viện nhờ phát hiện và điều trị sớm [11]. Trong khi đó mô hình AISE có thể rút ngắn 1 giờ cho liệu kháng sinh đầu tiên [9]. Đây là minh chứng rõ ràng về sức mạnh của AI khi được tích hợp chặt chẽ vào quy trình lâm sàng: cảnh báo sớm – can thiệp sớm – cải thiện kết cục.

Trong bối cảnh nội viện, AI không chỉ dừng ở cảnh báo mà còn có thể hỗ trợ quyết định lâm sàng toàn diện. Khi một cảnh báo được đưa ra, hệ thống AI có thể đồng thời cung cấp cho bác sĩ thông tin gợi ý: ví dụ dự đoán nguy cơ cụ thể (ngừng tim, suy hô hấp, sốc), các yếu tố

bất thường (sinh hiệu nào đang xấu, xét nghiệm nào đáng lo), thậm chí đề xuất hướng xử trí ưu tiên dựa trên hướng dẫn điều trị chuẩn. Nhờ đó, bác sĩ có thêm căn cứ để ra quyết định nhanh và chính xác, thay vì chỉ nhận một tín hiệu báo động mơ hồ. Một số nghiên cứu còn phát triển AI có khả năng giải thích được (interpretable AI), ví dụ mô hình Deep EDICAS cải tiến có thể cho biết đóng góp của từng thông số vào điểm rủi ro, giúp bác sĩ hiểu lý do cảnh báo [10].

Tích hợp AI với EHR cũng mở ra khả năng phân tích đa nguồn dữ liệu đồng thời. Không chỉ sinh hiệu, AI có thể tận dụng dữ liệu xét nghiệm, chẩn đoán hình ảnh, vi sinh... trong hồ sơ để đánh giá tình trạng bệnh nhân một cách toàn diện. Chẳng hạn, một bệnh nhân có dấu hiệu nhiễm trùng, AI có thể kết hợp cả sinh hiệu (sốt, nhịp tim nhanh), xét nghiệm (bạch cầu tăng, CRP cao) và hình ảnh (X-quang có tổn thương viêm) để đánh giá nguy cơ sốc nhiễm trùng, từ đó cảnh báo và gợi ý kiểm soát nguồn nhiễm, dùng kháng sinh sớm [9],[11]. Khả năng tổng hợp này vượt xa những gì một thang điểm đơn thuần làm được.

Bên cạnh đó, AI trong EHR còn đóng vai trò như một trợ lý học tập cho hệ thống y tế: qua thời gian, mô hình có thể tự cải thiện khi được cập nhật thêm dữ liệu mới (machine learning). Đồng thời, thông qua việc ghi nhận các trường hợp cảnh báo, kết quả can thiệp, hệ thống sẽ tạo ra một nguồn

dữ liệu quý phục vụ phân tích hậu kiểm, giúp người thầy thuốc rút kinh nghiệm, tinh chỉnh cả thuật toán lẫn quy trình chăm sóc. Như vậy sự kết hợp AI với EHR có tiềm năng trở thành công cụ hữu ích để nhận diện bệnh nhân nguy cơ và hỗ trợ ra quyết định điều trị chính xác hàng ngày.

d. Hạn chế và thách thức của AI trong hệ thống cấp cứu nội viện

Trước hết, các mô hình AI như deep learning thường là “hộp đen”, thiếu tính giải thích trực quan. Điều này đôi khi gây khó khăn cho bác sĩ trong việc tin tưởng quyết định của máy, đặc biệt khi AI và đánh giá lâm sàng không đồng nhất. Mặc dù đang có những hướng phát triển AI diễn giải được, các thang điểm truyền thống vẫn có lợi thế là đơn giản và rõ ràng – bác sĩ biết rõ tại sao MEWS cao (vì mạch nhanh, huyết áp tụt,...). Do đó trong thực hành, có thể kết hợp cả hai: dùng AI để nâng cao phát hiện, nhưng luôn để bác sĩ tham chiếu các chỉ số đơn giản nhằm hiểu rõ tình huống.

Thêm nữa, AI đòi hỏi cơ sở hạ tầng công nghệ cao và dữ liệu chất lượng, trong khi thang điểm truyền thống có thể áp dụng trên giấy bút rất dễ dàng. Ở nhiều bệnh viện chưa số hóa hoàn toàn, MEWS/NEWS vẫn là công cụ hữu ích và khả thi hơn. Như vậy, AI không nhằm thay thế hoàn toàn các phương pháp cổ điển mà là bổ sung và nâng cấp hệ thống cảnh báo. Các thang điểm truyền thống chính là “những người khổng lồ” đặt nền móng

vững chắc, còn AI đứng trên nền tảng đó để nhìn xa hơn và bao quát hơn.

Bên cạnh đó, công nghệ mới thường gặp sự kháng cự ban đầu. Nhân viên y tế có thể thiếu niềm tin vào kết quả do AI đưa ra, hoặc lo ngại AI sẽ thay thế vai trò của mình. Một khảo sát không chính thức cho thấy nhiều bác sĩ điều dưỡng còn mơ hồ về AI, thậm chí có tâm lý e dè [12]. Việc thiếu hướng dẫn đào tạo cụ thể làm quá trình tiếp nhận càng chậm. Do đó, cần thời gian để xây dựng văn hóa chấp nhận công nghệ, giúp nhân viên hiểu rằng AI là công cụ hỗ trợ chứ không nhằm thay thế chuyên môn của họ. Sự thấu hiểu và tin tưởng lẫn nhau giữa nhân viên y tế và hệ thống AI là yếu tố quyết định thành bại khi triển khai.

AI thường được phát triển dựa trên dữ liệu nước ngoài hoặc bệnh viện tuyến cuối, nơi có điều kiện lý tưởng. Khi đem áp dụng cho mặt bằng chung bệnh viện Việt Nam (cơ sở hạ tầng, đặc điểm bệnh nhân khác biệt), hiệu quả có thể giảm. Chẳng hạn, mô hình nhiễm khuẩn huyết huấn luyện ở Mỹ có thể chưa phù hợp hoàn toàn với kiểu bệnh nhân và phác đồ điều trị ở Việt Nam. Điều này đòi hỏi quá trình điều chỉnh và hiệu chỉnh mô hình theo dữ liệu trong nước, nhưng Việt Nam hiện chưa có nhiều nghiên cứu quy mô về AI trong cấp cứu nội viện để làm cơ sở.

Việc sử dụng AI trên người bệnh cũng đặt ra những vấn đề đạo đức y khoa. Cần đảm bảo rằng hệ thống AI được thử

thử nghiệm đầy đủ, không gây hại (ví dụ cảnh báo sai khiến can thiệp không cần thiết). Ngoài ra, tính công bằng của thuật toán phải được quan tâm – tránh trường hợp AI thiên vị cho một nhóm bệnh nhân nào đó nếu dữ liệu huấn luyện mất cân bằng. Thế giới đã có các hướng dẫn về AI có trách nhiệm, Việt Nam cũng cần tham khảo để áp dụng đảm bảo AI phục vụ đúng mục đích nhân đạo.

Tóm lại, sự kết hợp giữa công cụ truyền thống với trí tuệ nhân tạo hiện đại sẽ tạo nên hệ thống cảnh báo nội viện ưu việt nhất. Các bệnh viện tiên tiến có xu hướng triển khai AI nhưng vẫn duy trì MEWS/NEWS như một lớp phòng thủ an toàn và quen thuộc cho nhân viên, đồng thời dùng kết quả AI như tham khảo tăng cường nhằm ra quyết định tối ưu.

e. Khả năng triển khai AI trong cấp cứu nội viện tại Việt Nam

Việt Nam với dân số hơn 100 triệu người đang đối mặt gánh nặng cấp cứu nội viện ngày càng lớn. Trong bối cảnh đó, AI được kỳ vọng trở thành đòn bẩy giảm tử vong, rút ngắn thời gian nằm viện và tối ưu hóa sử dụng giường hồi sức. Tuy nhiên, để biến tiềm năng thành hiện thực cần một tầm nhìn chiến lược bao quát từ hạ tầng dữ liệu đến nhân lực, pháp lý và nhận thức xã hội.

Trước hết, nền tảng dữ liệu phải được thiết lập đồng bộ. Việc hoàn thiện bệnh án điện tử, liên thông liên viện và xây

dựng kho dữ liệu y tế quốc gia với chuẩn định dạng thống nhất sẽ cung cấp “nhiên liệu” cần thiết cho các mô hình học máy. Đi đôi với đó, các bệnh viện trọng điểm cần được nâng cấp hạ tầng công nghệ thông tin (CNTT) nhằm triển khai thuật toán phức tạp theo thời gian thực.

Đồng thời, một khung pháp lý chuyên biệt cho AI y tế là điều tiên quyết. Các quy định rõ ràng về trách nhiệm pháp lý, an toàn dữ liệu và bảo mật thông tin sẽ tạo hành lang tin cậy cho bệnh viện, bác sĩ và nhà phát triển. Khi luật định minh bạch, người bệnh cũng thêm an tâm sử dụng dịch vụ.

Về nguồn lực con người, chương trình đào tạo liên ngành giữa y khoa – CNTT – khoa học dữ liệu cần được đẩy mạnh. Bác sĩ và điều dưỡng cần có hiểu biết về tin học y tế, trong khi kỹ sư công nghệ cần hiểu dữ liệu y học cơ bản. Việc hình thành các “tổ AI” tại bệnh viện tuyến cuối vừa bảo đảm triển khai thực nghiệm vừa đóng vai trò hạt nhân lan tỏa.

Một trong những hướng đi giúp giúp rút ngắn đường cong triển khai là hợp

tác công-tư (Public - Private - Partnership, PPP) và học hỏi kinh nghiệm quốc tế. Các doanh nghiệp công nghệ như Viettel AI, FPT.AI, VinBrain,... cùng mô hình PPP có thể mang lại vốn, chuyên gia và bài học thành công. Đồng thời, truyền thông nội bộ và giáo dục cộng đồng cần nhấn mạnh rằng AI là công cụ hỗ trợ, không thay thế con người, từ đó tạo đồng thuận trong giới y tế.

4. KẾT LUẬN

Trí tuệ nhân tạo đã chứng minh ưu thế chẩn đoán trong các nghiên cứu quan sát; tuy nhiên muốn khẳng định hiệu quả lâm sàng, Việt Nam cần thực hiện nghiên cứu đa trung tâm và điều chỉnh thuật toán trên dữ liệu của chính chúng ta trước khi nhân rộng. Trong những năm tới, việc tập trung xây dựng nền tảng dữ liệu, hành lang pháp lý cùng đào tạo nguồn nhân lực chất lượng sẽ tạo đà cho các dự án AI y tế thành công. AI không thay thế hoàn toàn chuyên môn y khoa, mà sẽ là trợ thủ đắc lực giúp các bác sĩ, điều dưỡng nâng cao chất lượng chăm sóc bệnh nhân nguy kịch.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1.Liu V. X., Lu Y., Carey K. A. et al. (2020). Comparison of Early Warning Scoring Systems for Hospitalized Patients With and Without Infection at Risk for In-Hospital Mortality and Transfer to the Intensive Care Unit. *JAMA Netw Open*. 3(5):e205191.

2.Mahmoodpoor A., Sanaie S., Saghaleini S. H. et al. (2022). Prognostic value of National Early Warning Score and Modified Early Warning Score on intensive care unit readmission and mortality: A prospective observational study. *Front Med (Lausanne)*. 9938005.

3. McGaughey J., Fergusson D. A., Van Bogaert P. et al. (2021). Early warning systems and rapid response systems for the prevention of patient deterioration on acute adult hospital wards. *Cochrane Database Syst Rev.* 11(11):Cd005529.
4. Cho K. J., Kim J. S., Lee D. H. et al. (2023). Prospective, multicenter validation of the deep learning-based cardiac arrest risk management system for predicting in-hospital cardiac arrest or unplanned intensive care unit transfer in patients admitted to general wards. *Crit Care.* 27(1):346.
5. Lee Y. J., Cho K. J., Kwon O. et al. (2021). A multicentre validation study of the deep learning-based early warning score for predicting in-hospital cardiac arrest in patients admitted to general wards. *Resuscitation.* 16378-85.
6. Kim Y. K., Koo J. H., Lee S. J. et al. (2023). Explainable Artificial Intelligence Warning Model Using an Ensemble Approach for In-Hospital Cardiac Arrest Prediction: Retrospective Cohort Study. *J Med Internet Res.* 25e48244.
7. Cho K. J., Kwon O., Kwon J. M. et al. (2020). Detecting Patient Deterioration Using Artificial Intelligence in a Rapid Response System. *Crit Care Med.* 48(4):e285-e289.
8. Churpek M. M., Yuen T. C., Winslow C. et al. (2016). Multicenter Comparison of Machine Learning Methods and Conventional Regression for Predicting Clinical Deterioration on the Wards. *Crit Care Med.* 44(2):368-74.
9. Nemati S., Holder A., Razmi F. et al. (2018). An Interpretable Machine Learning Model for Accurate Prediction of Sepsis in the ICU. *Crit Care Med.* 46(4):547-553.
10. Deng Y. X., Wang J. Y., Ko C. H. et al. (2024). Deep learning-based Emergency Department In-hospital Cardiac Arrest Score (Deep EDICAS) for early prediction of cardiac arrest and cardiopulmonary resuscitation in the emergency department. *BioData Min.* 17(1):52.
11. Haas R., McGill S. C. (2022). CADTH Horizon Scans. *Artificial Intelligence for the Prediction of Sepsis in Adults: CADTH Horizon Scan*, Canadian Agency for Drugs and Technologies in Health, Ottawa (ON).
12. Abdullah Rana, Fakieh Bahjat (2020). Health Care Employees' Perceptions of the Use of Artificial Intelligence Applications: Survey Study. *J Med Internet Res.* 22(5):e17620.