



Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong hồi sức bệnh nhân nguy kịch

Application of artificial intelligence in critical patient care

Nguyễn Tất Dũng^{a,b*}

Nguyen Tat Dung^{a,b*}

^aBệnh viện Trung ương Huế, Thành phố Huế, Việt Nam

^aHue Central Hospital, Hue City, Vietnam

^bTrường Đại học Kỹ thuật Y Dược Đà Nẵng, Đà Nẵng, Việt Nam

^bDa Nang University of Medical Technology and Pharmacy, Da Nang City, 550000, Vietnam

(Ngày nhận bài: 11/10/2024, ngày phản biện xong: 23/10/2024, ngày chấp nhận đăng: 18/11/2024)

Tóm tắt

Trí tuệ nhân tạo (AI) có tiềm năng lớn để cải thiện trong lĩnh vực chăm sóc tích cực và nâng cao kết quả điều trị bệnh nhân. Khả năng tiềm năng của trí tuệ nhân tạo là thực hiện các phân tích mẫu phức tạp bằng cách sử dụng khối lượng dữ liệu lớn. Tuy nhiên, môi trường chăm sóc đặc biệt rất phức tạp do tình trạng bệnh nhân và quá trình chăm sóc điều trị thay đổi nhanh chóng, điều này đặt ra những thách thức đặc biệt cho việc phát triển và triển khai trí tuệ nhân tạo. Bài viết này cung cấp cái nhìn tổng quan về các ứng dụng hiện tại và tương lai của trí tuệ nhân tạo trong bệnh nguy kịch và tác động của nó đối với việc chăm sóc bệnh nhân, bao gồm cả việc sử dụng nó trong việc nhận biết bệnh, dự đoán những thay đổi trong quá trình bệnh lý và hỗ trợ ra quyết định lâm sàng.

Từ khóa: Trí tuệ nhân tạo; hồi sức tích cực; bệnh nguy kịch; ra quyết định.

Abstract

Artificial intelligence (AI) has great potential to improve the field of critical care and enhance patient outcomes. Its potential ability is to perform complex pattern analyses using large volumes of data. However, the intensive care environment is complicated due to the rapidly changing patient status and care, which poses unique challenges for the development and deployment of AI. This review provides an overview of current and future applications of AI in critical illness and its impact on patient care, including its use in identifying diseases, predicting changes in the course of critical diseases, and supporting clinical decision-making.

Keywords: Artificial intelligence; intensive care units; critical illness; decision making.

1. Giới thiệu

Từ lâu, AI hay Trí tuệ nhân tạo đã trở thành chủ đề rất được quan tâm trong ngành công nghệ. Khi nghe từ “AI”, chúng ta có thể nghĩ về những phần mềm siêu thông minh và phức tạp như ChatGPT, Google Assistant, Siri hoặc

Autopilot của Tesla, nhưng AI còn vượt xa hơn thế. Trí tuệ nhân tạo đề cập đến khả năng của máy móc và máy tính trong việc học hỏi và thực hiện các nhiệm vụ thường chỉ do con người thực hiện.

*Tác giả liên hệ: Nguyễn Tất Dũng

Email: ngtatdung2015@gmail.com

Alan Turing (1950) là một trong những người sáng lập máy tính hiện đại và AI. “Thử nghiệm Turing” dựa trên thực tế rằng hành vi thông minh của máy tính là khả năng đạt được hiệu suất ngang bằng con người trong các nhiệm vụ liên quan đến nhận thức [1]. Những năm 1980 và 1990 nhân loại chứng kiến sự quan tâm ngày càng tăng đối với AI. Các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo như hệ thống chuyên gia mờ, mạng Bayes, mạng nơ ron nhân tạo và hệ thống thông minh lai đã được sử dụng trong các lĩnh vực lâm sàng khác nhau. Năm 2016, phần lớn các nghiên cứu AI bắt đầu tập trung vào các ứng dụng chăm sóc sức khỏe [2].

Chất lượng điều trị cho những bệnh nhân nguy kịch đã được cải thiện rất nhiều nhờ những tiến bộ trong chăm sóc tiêu chuẩn [3]. Tuy nhiên, chăm sóc tích cực truyền thống vẫn còn những hạn chế trong việc hiểu đầy đủ và giải quyết những vấn đề phức tạp về sức khỏe của bệnh nhân, hạn chế trong dự đoán tình trạng xấu đi và chưa đưa ra các biện pháp can thiệp sớm trước khi bệnh nhân rơi vào tình trạng mất bù. Sự ra đời của các hệ thống theo dõi tiên tiến và các phương pháp điều trị không xâm lấn và xâm lấn đã cải thiện nhiều trong chăm sóc và điều trị bệnh nhân nặng, nhưng môi trường chăm sóc đặc biệt rất phức tạp do tình trạng bệnh nhân và quá trình chăm sóc điều trị thay đổi nhanh chóng [4]. Điều này đặt ra những thách thức đặc biệt cho việc phát triển và triển khai trí tuệ nhân tạo.

2. Các ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong điều trị và chăm sóc bệnh nhân nguy kịch

Mặc dù việc đưa học máy vào ICU vẫn còn ở giai đoạn sơ khai, nhưng một số nghiên cứu đã mô tả ứng dụng của công nghệ này trong việc quản lý bệnh nhân nguy kịch. Một số đã sử dụng các tập dữ liệu về dân số lớn để dự đoán thời gian nằm viện, tỷ lệ tái nhập viện và tỷ lệ tử vong tại ICU cũng như nguy cơ phát triển các biến chứng hoặc tình trạng nặng như nhiễm trùng huyết và ARDS. Các nghiên cứu khác đã xử lý các tập dữ

liệu nhỏ hơn về dữ liệu lâm sàng và sinh lý để phát triển AI hỗ trợ theo dõi bệnh nhân đang được hỗ trợ thở máy [5].

Trong nghiên cứu hiện tại, các thuật toán học máy sử dụng rừng ngẫu nhiên (RF) đã chứng minh giá trị dự báo cao hơn so với các hệ thống tính điểm cổ điển về tỷ lệ tử vong tại ICU và thời gian nằm viện tại ICU [6].

2.1. Thời gian nằm viện

Dự đoán thời gian nằm ICU rất quan trọng để phân bổ đủ nguồn lực y tế và quản lý giường ICU [5], [7]. Từ dữ liệu trên 14.480 bệnh nhân, người ta đã đào tạo mô hình học máy để dự báo khả năng sống sót và thời gian nằm viện của bệnh nhân. Diện tích dưới đường cong (AUC) của mô hình để dự đoán thời gian nằm viện kéo dài là 0,82. Kết quả này cao hơn hẳn so với kết quả từ một nghiên cứu lâm sàng cho thấy độ chính xác của bác sĩ chỉ là 53% khi dự đoán thời gian nằm điều trị tại ICU [8]. Khung mô hình Markov ẩn được áp dụng cho các phép đo sinh lý được thực hiện trong 48 giờ đầu tiên nhập viện ICU cũng dự đoán thời gian nằm lại ICU với độ chính xác hợp lý [5], [9]. Vấn đề tái nhập ICU đã được nghiên cứu bằng thuật toán mạng thần kinh áp dụng cho cơ sở dữ liệu Medical Information Mart for Intensive Care III (MIMIC-III). Thuật toán có thể xác định các bệnh nhân có nguy cơ tái nhập ICU với độ nhạy 0,74 và AUC là 0,79 [10].

2.2. Tỷ lệ tử vong ở ICU

Awad và cộng sự đã áp dụng một số thuật toán học máy, bao gồm cây quyết định, rừng ngẫu nhiên và Bayes cho 11.722 dữ liệu MIMIC-II nhập viện lần đầu để dự đoán tỷ lệ tử vong trong ICU. Các mô hình này vượt trội hơn các hệ thống tính điểm tiêu chuẩn, chẳng hạn như APACHE-II, đánh giá suy cơ quan tuần tự (SOFA) và điểm sinh lý cấp tính đơn giản hóa (SAPS) [11].

Sử dụng mạng lưới thần kinh nhân tạo được áp dụng cho hơn 200.000 ca nhập ICU lần đầu

cũng cho thấy hiệu suất vượt trội trong việc dự đoán nguy cơ tử vong khi so sánh với SAPS-3 [12]. Các mô hình học máy cũng đã được đề xuất để dự đoán tỷ lệ tử vong ở bệnh nhân chấn thương [13] và ICU nhi khoa [14].

2.3. Biến chứng và phân tầng rủi ro

Một phương pháp để dự đoán sự bất ổn trong ICU dựa trên hồi quy logistic và các mô hình đo điện tâm đồ (EKG) ngẫu nhiên của nhịp tim nhanh đã báo cáo độ chính xác là 0,81 và AUC là 0,85 [15]. Người ta cũng đã phân tích kỹ lưỡng điểm mạnh và hạn chế của phương pháp học máy với vai trò là yếu tố dự đoán các biến chứng trong ICU [16].

Áp dụng phương pháp phân loại rừng ngẫu nhiên cho hơn 200.000 hồ sơ sức khỏe điện tử của bệnh nhân nhập viện, AI cũng đã dự đoán sự xuất hiện của nhiễm trùng huyết và sốc nhiễm trùng. Mặc dù thuật toán có độ đặc hiệu cao (98%), nhưng điểm hạn chế ứng dụng do độ nhạy chỉ có 26% [17]. Các nghiên cứu khác đã mô tả việc sử dụng các mô hình học máy trong việc phát hiện điểm rủi ro cụ thể cho từng bệnh nhân đối với tắc mạch phổi [18], phân tầng nguy cơ ARDS [19], dự đoán tổn thương thận cấp tính ở bệnh nhân bỏng nặng [20] và trong quần thể ICU nói chung [21], dự đoán khả năng đáp ứng về thể tích sau khi truyền dịch [22] và xác định những bệnh nhân có khả năng bị nhiễm *Clostridium difficile* phức tạp [23].

2.4. Thông khí cơ học

Ngày nay, mặc dù các máy thở cơ học đã hoạt động cực kỳ hiệu quả khi cung cấp không khí đến phổi bị bệnh, chúng vẫn còn thiếu khả năng đánh giá phản ứng của bệnh nhân phù hợp với thông khí nhân tạo. Cần phải phát triển một thiết bị có thể theo dõi liên tục phản ứng của bệnh nhân với máy thở, đồng thời điều chỉnh các thông số trên máy để mang lại cho bệnh nhân hơi thở thoải mái, tối ưu. Gần đây, đã có nhiều nghiên cứu sử dụng phương pháp học máy của AI để phát hiện sự không đồng bộ của bệnh nhân

với máy thở dựa trên những thay đổi hình thái của tín hiệu áp suất và lưu lượng [5]. Các tác giả đã thừa nhận rằng thuật toán của họ không xác định được tất cả các bất đồng bộ của bệnh nhân và máy thở, đặc biệt là các nhịp thở ngừng thở sớm hoặc không đồng bộ theo chu kỳ [24]. Thông qua học máy có giám sát, các thuật toán đã đào tạo các mô hình bằng cách sử dụng lưu lượng và áp suất đường thở để ước tính các giá trị sức cản (R) và giãn nở phổi (C) dựa trên dữ liệu được gắn nhãn đọc từ các cảm biến thông khí. Sử dụng mô hình hồi quy, thuật toán đạt độ chính xác 99,4% trong việc phát hiện mức RC [25], [26]. Liu và cộng sự đã phát triển một hệ thống AI hai giai đoạn có thể dự đoán thời điểm tối ưu để cai máy thở cho bệnh nhân trong ICU [27].

Peine và cộng sự đã phát triển một thuật toán đặt tên là AIVent. Các tác giả đã sử dụng học tăng cường để phát triển các chính sách tối ưu để chuẩn độ PEEP, nồng độ oxy và thể tích khí lưu thông. Trong một phân tích hồi cứu, các tác giả nhận thấy AI có thể cung cấp các chiến lược thông khí tối ưu hơn so với các bác sĩ lâm sàng và AI sẽ điều chỉnh cài đặt máy thở thường xuyên hơn so với thực tế được thực hiện bởi con người [28], [29]. Mô hình AI này có thể được phát triển thành các hệ thống hỗ trợ quyết định của bác sĩ lâm sàng theo thời gian thực (CDSS). Trong một nghiên cứu RCT của Hsu và cộng sự, CDSS tiếp tục được phát triển để dự đoán cai máy thở thành công [30].

3. Các ứng dụng khác của trí tuệ nhân tạo trong hồi sức bệnh nhân nguy kịch

Ngoài những phát triển AI trong những phương diện hồi sức kể trên, còn có vô số ứng dụng khác của AI trong chăm sóc và điều trị bệnh nhân nguy kịch, bao gồm việc nhận biết bệnh, dự đoán tiến triển của bệnh và nhận biết các mẫu duy nhất trong dữ liệu bệnh nhân phức tạp. AI cũng có thể hỗ trợ đáng kể cho người chăm sóc trong việc ra quyết định phức tạp [4].

3.1. Nhận biết bệnh tật: nhận ra bệnh lý nguyên nhân

Thông thường ở khoa Hồi sức tích cực, chúng ta rất khó khăn trong việc xác định các yếu tố nguyên nhân khiến tình trạng bệnh nhân xấu đi do khó phát hiện những triệu chứng sớm của sự tiến triển bệnh nặng lên hoặc có các bệnh lý kèm theo che khuất bệnh chính. Ví dụ, sự hiện diện của thâm nhiễm phổi không phải lúc nào cũng do sự tích tụ quá nhiều dịch trong phế nang; nó có thể là dấu hiệu của phù phổi do bệnh tim, dịch trong khoang màng phổi, tích tụ dịch liên quan đến viêm hoặc nhiễm trùng hoặc tụ máu do chấn thương. Nếu không có bối cảnh lâm sàng thích hợp và xét nghiệm bổ sung, việc chẩn đoán sẽ không chính xác và điều trị thích hợp có thể bị chậm trễ [4], [15]. AI có thể hỗ trợ trong những trường hợp như vậy bằng cách đưa ra chẩn đoán chính xác hơn, nhờ nâng cao khả năng xử lý phân tích dữ liệu hình ảnh và lâm sàng.

Bằng cách sử dụng thuật toán học máy, suy tim sung huyết (CHF) có thể được phân biệt với các nguyên nhân gây bệnh phổi khác [4], [31] và mức độ phù phổi do CHF gây ra có thể được đo bằng cách sử dụng học máy bán giám sát và bộ mã hóa tự động phân sai hữu hạn (variational autoencoder) [15], [32].

Prasad và cộng sự đã sử dụng phương pháp học tăng cường (RL) để phát triển phác đồ bù điện giải trong đơn vị chăm sóc đặc biệt. Phác đồ này có thể được cập nhật liên tục dựa trên nhu cầu cụ thể của bệnh nhân. Thuật toán RL đã sử dụng dữ liệu có sẵn từ hồ sơ sức khỏe điện tử, bao gồm các dấu hiệu sinh tồn, kết quả xét nghiệm, thông tin về các loại thuốc và quy trình được sử dụng để ước tính phác đồ bổ sung điện giải dành riêng cho từng bệnh nhân trong khoảng thời gian 6 giờ. Các khuyến nghị được thuật toán AI trình bày theo cách có thứ bậc, dễ hiểu. Trước tiên, hệ thống sẽ xem liệu có cần thay thế chất điện giải hay không và lộ trình tốt nhất để bù điện giải, sau đó đề nghị liều lượng thích hợp nhất để bác sĩ lâm sàng lựa chọn [33].

3.2. Dự đoán tiến triển bệnh

Dự đoán sự tiến triển của bệnh rất quan trọng đối với bệnh nhân nguy kịch, vì sự chậm trễ trong việc phát hiện tình trạng bất ổn lâm sàng khiến can thiệp chậm trễ có thể dẫn đến tiến triển bệnh nặng hơn hoặc tử vong [34].

Mô hình rừng ngẫu nhiên động là một loại thuật toán học máy có thể được sử dụng để dự đoán kết quả trong đơn vị chăm sóc đặc biệt. Nó hoạt động bằng cách sử dụng một tập hợp các cây quyết định có thể điều chỉnh và cập nhật theo thời gian thực khi có dữ liệu mới.

Mô hình động này có thể dự đoán tình trạng mất ổn định về tim mạch, tức là sự kết hợp của hạ huyết áp, nhịp tim nhanh, suy hô hấp hoặc giảm độ bão hòa oxy sớm đến 90 phút trước khi nó xảy ra trên thực tế [34], [35]. Trong hồi sức tích cực, dự đoán các sự kiện hạ huyết áp đạt được bằng cách sử dụng mô hình rừng ngẫu nhiên từ phân tích hồ sơ sức khỏe điện tử và dấu hiệu sinh tồn có độ nhạy đến 92,7%, thậm chí 15 phút trước khi bị hạ huyết áp [36].

Học máy cũng được sử dụng để đánh giá cơn đau của bệnh nhân ICU. Thông qua việc theo dõi liên tục các dấu hiệu sinh tồn, có thể dự đoán cơn đau với độ chính xác lên tới 85% bằng cách sử dụng thuật toán rừng ngẫu nhiên (RF) [37]. Điều này rất quan trọng trong việc kiểm soát cơn đau và sử dụng thuốc giảm đau trong ICU. Nghiên cứu này cũng gợi ý rằng việc sử dụng thuật toán đánh giá cơn đau tự động và liên tục có thể giúp giảm đau ở những bệnh nhân không thể giao tiếp được trong ICU nên có thể cải thiện tuổi thọ của họ [15].

Ngừng tim cũng đã được dự đoán bằng cách sử dụng điểm “Phân loại rủi ro ngừng tim điện tử” (eCART) từ hồ sơ sức khỏe điện tử, cho thấy AI không thua kém so với các hệ thống tính điểm cảnh báo sớm thông thường [15], [38]. Tất cả những ví dụ này cho thấy việc sử dụng các mô hình như vậy có thể hữu ích đáng kể như thế nào trong việc quản lý bệnh nhân nguy kịch.

3.3. Nhận dạng các mẫu duy nhất trong dữ liệu phức tạp

Trạng thái nguy kịch là một tình trạng bệnh lý phức tạp biểu hiện theo nhiều cách khác nhau và không thể đoán trước, dẫn đến rối loạn chức năng của các cơ quan và làm phức tạp bệnh cảnh ban đầu cũng như quá trình hồi phục bệnh. Để quản lý hiệu quả các trạng thái quan trọng này, cần thiết phải xem xét cẩn thận các nguyên nhân cơ bản và tình trạng lâm sàng. AI có thể trợ giúp bằng cách nhận dạng các mẫu duy nhất trong dữ liệu phức tạp và xác định các kiểu hình hoặc kiểu mẫu cụ thể phản ánh trạng thái nguy kịch của từng cá nhân, kết hợp kinh nghiệm thực tế và kiến thức khoa học làm cho các kế hoạch điều trị được cá nhân hóa hơn [34]. Sau đây là những minh họa cách AI có thể đóng vai trò hỗ trợ cá nhân hóa việc chăm sóc bệnh nhân cho những bệnh nhân nguy kịch.

Nhiễm trùng huyết là một trong những bệnh lý phổ biến nhất ở đơn vị hồi sức tích cực. Đây là hội chứng không đồng nhất và cho đến nay, có rất ít đột phá y tế trong bệnh lý này, điều này khiến việc tìm kiếm các phương pháp điều trị và phương pháp tiếp cận mới trở nên cấp bách hơn. Gần đây, bằng cách ghi nhận các biểu hiện lâm sàng khác nhau, nhiễm trùng huyết được phân thành bốn nhóm kiểu hình (α , β , γ và δ) theo sự đồng thuận K-means clustering, - một loại mô hình học máy không giám sát. Các kiểu hình này có những đặc điểm nhân khẩu học đặc biệt, biểu hiện sinh hóa, tương quan với phản ứng của các mẫu vật chủ khác nhau và cuối cùng được liên kết với các mẫu kết quả lâm sàng khác nhau [34], [39]. Trong một nghiên cứu thuần tập trên 20.189 bệnh nhân bị nhiễm khuẩn huyết, người ta ghi nhận kiểu hình α là phổ biến nhất ($n = 6625$; 33%) và bao gồm những bệnh nhân sử dụng thuốc vận mạch ở liều thấp nhất; kiểu hình β ($n = 5512$; 27%) bao gồm các bệnh nhân lớn tuổi hơn, mắc bệnh mãn tính và rối loạn chức năng thận nhiều hơn; kiểu hình γ ($n = 5385$;

27%) ghi nhận bệnh nhân bị viêm và rối loạn chức năng phổi nhiều hơn; bệnh nhân thuộc kiểu hình δ ($n = 2667$; 13%) bị rối loạn chức năng gan và sốc nhiễm trùng nhiều hơn. Sự phân biệt các kiểu hình như vậy rất hữu ích trong việc mô tả các ca bệnh hỗn hợp và có thể đại diện cho các mục tiêu để làm phong phú thêm tính dự đoán của các thử nghiệm lâm sàng. Tuy nhiên, tại thời điểm này chúng không dựa trên cơ chế và do đó chưa thể áp dụng được trong điều trị. Sử dụng mô hình học máy và các công nghệ AI khác là cơ hội để cải thiện chẩn đoán và điều trị nhiễm trùng huyết, cuối cùng là tăng cơ hội sống sót cho bệnh nhân. Vì thế, chúng đang là mục tiêu để phát triển thuật toán AI trong lĩnh vực hồi sức [34], [39].

Trong hội chứng suy hô hấp cấp tính (ARDS), thuật toán phân tích lớp tiềm ẩn (LCA) cho thấy có hai phân nhóm về ARDS (phân nhóm giảm viêm và phân nhóm siêu viêm) với biểu hiện khác nhau về đặc điểm lâm sàng, đáp ứng điều trị và kết quả lâm sàng [20]. Một mô hình nhỏ đã được phát triển và đạt được kết quả tương tự như LCA ban đầu bằng cách sử dụng một tập hợp các biến phân loại nhỏ hơn (interleukin IL-6, IL-8, protein C, yếu tố hoại tử khối u (TNF), thụ thể 1, bicarbonate và thuốc vận mạch). Kết quả này đã được xác nhận trong một phân tích thứ cấp của ba thử nghiệm lâm sàng ngẫu nhiên khác nhau [25], [34], [40]. Kiểu hình ARDS dựa trên học máy này đã mở rộng kiến thức của chúng ta trong việc đánh giá và điều trị các bệnh phức tạp, và trở thành một trong những tiêu chí để làm phong phú thêm dự đoán về các thử nghiệm lâm sàng tương lai [25].

3.4. Hỗ trợ đưa ra quyết định ở những bệnh lý nặng phức tạp

Nền tảng AI có tiềm năng hoạt động hiệu quả hơn ở một số khía cạnh so với người chăm sóc. Chúng ta đã đưa ra một giải pháp điều trị chung cho tất cả các dạng sốc nhiễm trùng. Thực tế cho thấy giải pháp đó đã không hiệu quả trong

việc giải quyết các vấn đề phức tạp của bệnh lý này, bằng chứng là kết quả sóc nhiễm trùng không được cải thiện trong những năm gần đây [5], [34], [41]. Việc sử dụng khái niệm học tăng cường có khả năng đưa ra các giải pháp cá nhân hóa cho tính chất đa dạng của sóc nhiễm trùng và các phản ứng khác nhau của vật chủ.

AI cũng có thể thực hiện phân tích điện tâm đồ theo thời gian thực để phát hiện nhồi máu cơ tim. Việc sử dụng phân tích điện tâm đồ theo thời gian thực được hỗ trợ bởi AI trong bối cảnh trước khi nhập viện có khả năng giảm sự chậm trễ trong thời gian điều trị cho những bệnh nhân cần can thiệp mạch vành qua da [4], [42]. Những ví dụ này chứng minh hiệu quả tốt khi sử dụng AI để hướng dẫn điều trị trong việc ra quyết định y tế cho những bệnh nhân bị bệnh nặng.

4. Những thách thức và trở ngại đối với AI trong quản lý bệnh nhân

Mặc dù AI có nhiều lợi ích tiềm năng trong chăm sóc sức khỏe, đặc biệt là trong môi trường chăm sóc tích cực, điều quan trọng là chúng ta phải nhận thức được những thách thức và trở ngại tiềm ẩn có thể nảy sinh khi triển khai các mô hình AI cho bệnh nhân nguy kịch [4].

4.1. Khả năng giải thích và khả năng diễn giải của AI

Trước hết, sự phức tạp của kỹ thuật AI có thể ảnh hưởng đến khả năng hiểu và giải thích kết quả của bác sĩ [4], [43]. Nhiều nhân viên y tế đã phản đối áp dụng các mô hình này trong thực hành hàng ngày. Họ lo ngại khi theo hướng dẫn của AI có thể gây ra hậu quả nghiêm trọng, đặc biệt là trong khoa chăm sóc tích cực khi AI dẫn dắt thực hiện những can thiệp không cần thiết hoặc đề nghị thay đổi chiến lược điều trị truyền thống mà không có bằng chứng khoa học có thể dẫn đến tử vong. Mặt khác, có nhiều phương pháp điều trị mới lại không có đủ bằng chứng khi lần đầu tiên chúng được giới thiệu trong lịch sử y học [34]. Việc triển khai AI trong môi trường

chăm sóc sức khỏe, đặc biệt là tại giường bệnh, đòi hỏi phải lập kế hoạch cẩn thận và xem xét các yếu tố chính như khả năng sử dụng và độ tin cậy. Để vượt qua thách thức này, điều quan trọng là giáo dục y tế phải thu hút các bác sĩ tham gia vào việc tạo ra mô hình và đào tạo họ trong lĩnh vực này. Sự tham gia của tất cả các bên liên quan, bao gồm bệnh nhân, bác sĩ lâm sàng, nhà nghiên cứu và nhà quản lý bệnh viện rất quan trọng cho sự thành công của việc triển khai AI. Để đảm bảo hệ thống này được đón nhận và hoạt động hiệu quả, chiến lược triển khai AI nên tập trung vào nỗ lực nâng cao khả năng diễn giải của chúng và việc tạo ra các mô hình có lượng thông tin có thể quản lý được, được trình bày theo cách dễ hiểu và trực quan hấp dẫn. Điều này có thể đạt được thông qua việc sử dụng lý giải logic có thể hiểu được và giao diện đồ họa thân thiện với người dùng. Việc tạo ra giao diện đồ họa là điều cần thiết để triển khai hiệu quả hệ thống AI tại giường bệnh, vì nó giúp cải thiện quy trình làm việc của bệnh viện và giảm gánh nặng cho nhân viên y tế [4]. Ngoài ra, việc sử dụng học sâu trong phân tích hành vi của bệnh nhân và các kích thích từ môi trường có thể cung cấp thông tin hữu ích để phát hiện tình trạng mê sảng ở bệnh nhân ICU [44]. Hiện nay, đang có những nỗ lực nhằm giải quyết vấn đề phức tạp của các mô hình AI. Việc cung cấp các phương pháp chi tiết để xác thực mô hình, độ tin cậy của phân tích và kiến thức chuyên môn có thể giúp giảm bớt lo ngại, đồng thời tăng độ tin cậy vào các mô hình AI [34].

4.2. Thiếu chứng cứ mạnh mẽ

Việc ứng dụng AI trong môi trường lâm sàng bị cản trở do thiếu các thử nghiệm và thí nghiệm lâm sàng tin cậy. Các mô hình AI hiện tại trong y học chăm sóc tích cực phần lớn được tạo ra bằng cách sử dụng dữ liệu hồi cứu mà không có sự đánh giá từ bên ngoài hoặc đánh giá tương lai. Việc xem xét 172 giải pháp AI được tạo từ dữ liệu biểu đồ cho thấy mức độ sẵn sàng lâm sàng

của AI thấp, với 93% giải pháp được phân tích nằm dưới giai đoạn 4 để ứng dụng trong thế giới thực và chỉ 2% được xác nhận trong tương lai [4], [45].

4.3. *Mối quan tâm về đạo đức*

AI là một lĩnh vực mới đối với hầu hết các nhà nghiên cứu, các bác sĩ lâm sàng khi ứng dụng nó vào trong lĩnh vực y học nói chung và hồi sức nói riêng vẫn còn một số lo ngại về khía cạnh đạo đức. Vấn đề đầu tiên là về quyền riêng tư và chia sẻ dữ liệu. Sự đổi mới trong khoa học dữ liệu cho phép chúng ta thu thập và thao tác dữ liệu để tìm ra các mẫu ẩn, sự rò rỉ dữ liệu trong quá trình đó có thể gây ra các mối đe dọa cho quyền riêng tư của bệnh nhân, đặc biệt là trong quá trình tiền xử lý. Rất khó để loại bỏ các điểm dữ liệu riêng lẻ từ tập dữ liệu khi chúng đã được sử dụng bởi mô hình AI. Khử nhận dạng và song song với phân phối điện toán có thể cung cấp một số giải pháp để quản lý dữ liệu và nhờ các mô hình mới, bao gồm học tập liên kết, có thể giảm thiểu rò rỉ dữ liệu và có khả năng tăng tốc quá trình xác nhận đa trung tâm [34].

4.4. *Sự an toàn của mô hình AI tại giường bệnh*

Chỉ số trưởng thành được sử dụng cho đánh giá ô tô tự lái đã được sử dụng để mô tả mức độ an toàn của các mô hình AI, với 6 cấp độ từ không tự động hóa đến tự động hóa hoàn toàn [34], [46]. Dựa trên mô hình này, hầu hết các giải pháp dựa trên AI hiện tại trong lâm sàng sẽ thuộc loại tự động hóa một phần hoặc không tự động hóa, nghĩa là vẫn cần có sự giám sát và ra quyết định của con người.

4.5. *Quyền tự chủ của từng bệnh nhân*

Câu hỏi về quyền tự chủ của bệnh nhân cần phải đặt ra và có sự đồng ý của họ, vì các khuyến nghị của AI có thể không phải lúc nào cũng phù hợp với sở thích của bệnh nhân. Để giải quyết những vấn đề đạo đức này và khắc phục những hạn chế của AI, các nhà nghiên cứu và bác sĩ lâm

sàng cần nhận thức được các vấn đề tồn tại tiềm ẩn và phát triển các giải pháp để giảm thiểu chúng. Điều này cũng bao gồm việc hiểu quan điểm của bệnh nhân và kết hợp chúng vào việc phát triển các giải pháp AI thực tế và có đạo đức [4], [34].

5. **Kết luận**

Trí tuệ nhân tạo hứa hẹn rất lớn trong việc cách mạng hóa lĩnh vực chăm sóc sức khỏe, đặc biệt là trong ICU. Mặc dù AI không bao giờ có thể thay thế vai trò quan trọng của con người trong chăm sóc và điều trị bệnh nhân, nhưng nó có thể hoạt động như một công cụ mạnh mẽ để nâng cao chất lượng chăm sóc bệnh nhân. Bằng cách tận dụng khả năng của AI trong phân tích dữ liệu, phát hiện sớm và thông tin chi tiết dự đoán, các chuyên gia chăm sóc sức khỏe có thể tối ưu hóa quy trình ra quyết định của họ và cải thiện kết quả cho bệnh nhân. Tuy nhiên, điều cần thiết là phải giải quyết các thách thức và cân nhắc về mặt đạo đức xung quanh việc triển khai AI, đảm bảo rằng sự an toàn, quyền riêng tư của bệnh nhân và sự tiếp xúc của con người trong chăm sóc và điều trị luôn được đặt lên hàng đầu tại ICU.

Tài liệu tham khảo

- [1] Mintz, Y., Brodie, R. (2019). "Introduction to artificial intelligence in medicine." *Minim Invasive Ther Allied Technol*, 28, 73–81.
- [2] Amisha, M.P., Pathania, M., Rathaur, V.K. (2019). "Overview of artificial intelligence in medicine." *J Family Med Prim Care*, 8(7), 2328-2331.
- [3] Zimmerman, J.E., Kramer, A.A., Knaus, W.A. (2013). "Changes in hospital mortality for United States intensive care unit admissions from 1988 to 2012." *Crit Care*, 17, R81.
- [4] Saqib, M., Iftikhar, M., Neha, F., Karishma, F., Mumtaz, H. (2023). "Artificial intelligence in critical illness and its impact on patient care: a comprehensive review." *Front. Med.*, 10, 1176192.
- [5] Gutierrez, G. (2020). "Artificial Intelligence in the Intensive Care Unit." *Critical Care*, 24, 101.
- [6] Iwase, S., Nakada, T., Shimada, T., et al. (2022). "Prediction algorithm for ICU mortality and length of stay using machine learning." *Sci Rep*, 12, 12912.

- [7] Houthoofd, R., Ruysinck, J., van der Hertten, J., et al. (2015). "Predictive modelling of survival and length of stay in critically ill patients using sequential organ failure scores." *Artif Intell Med*, 63, 191–207.
- [8] Nassar, A.P. Jr. (2006). "ICU physicians are unable to accurately predict length of stay at admission: a prospective study." *Int J Quat Health Care*, 1, 99–103.
- [9] Sotoodeh, M., Ho, J.C. (2019). "Improving length of stay prediction using a hidden Markov model." *AMIA Jt Summits Transl Sci Proc*, 2019, 425–34.
- [10] Lin, Y.W., Zhou, Y., Faghri, F., Shaw, M.J., Campbell, R.H. (2019). "Analysis and prediction of unplanned intensive care unit readmission using recurrent neural networks with long short-term memory." *PLoS One*, 14, e0218942.
- [11] Awad, A., Bader-El-Den, M., McNicholas, J., Briggs, J. (2017). "Early hospital mortality prediction of intensive care unit patients using an ensemble learning approach." *Int J Med Inform*, 108, 185–95.
- [12] Holmgren, G., et al. (2019). "Artificial neural networks improve and simplify intensive care mortality prognostication: a national cohort study of 217,289 first-time intensive care unit admissions." *J Intensive Care*, 7, 44.
- [13] Rau, C.S., Wu, S.C., Chuang, J.F., et al. (2019). "Machine learning models of survival prediction in trauma patients." *J Clin Med*, 8, 799.
- [14] Kim, S.Y., Kim, S., Cho, J., et al. (2019). "A deep learning model for real-time mortality prediction in critically ill children." *Crit Care*, 23, 279.
- [15] Yoon, J.H., Mu, L., Chen, L., et al. (2019). "Predicting tachycardia as a surrogate for instability in the intensive care unit." *J Clin Monit Comput*, 33, 973–998.
- [16] Vistisen, S.T., et al. (2019). "Predicting vital sign deterioration with artificial intelligence or machine learning." *J Clin Monit Comput*, 33, 949–51.
- [17] Giannini, H.M., Ginestra, J.C., Chivers, C., et al. (2019). "A machine learning algorithm to predict severe sepsis and septic shock: development, implementation, and impact on clinical practice." *Crit Care Med*, 47, 1485–92.
- [18] Banerjee, I., Sofela, M., Yang, J., et al. (2019). "Development and performance of the pulmonary embolism result forecast model (PERFORM) for computed tomography clinical decision support." *JAMA Netw Open*, 2, e198719.
- [19] Zeiberg, D., Prahlad, T., et al. (2019). "Machine learning for patient risk stratification for acute respiratory distress syndrome." *PLoS One*, 14, e0214465.
- [20] Tran, N.K., Sen, S., Palmieri, T.L., Lima, K., Falwell, S., Wajda, J., Rashidi, H.H. (2019). "Artificial intelligence and machine learning for predicting acute kidney injury in severely burned patients: a proof of concept." *Burns*, 45, 1350–8.
- [21] Flechet, M., Falini, S., Bonetti, C., et al. (2019). "Machine learning versus physicians' prediction of acute kidney injury in critically ill adults: a prospective evaluation of the AKIpredictor." *Crit Care*, 23, 282.
- [22] Zhang, Z., Ho, K.M., Hong, Y. (2019). "Machine learning for the prediction of volume responsiveness in patients with oliguric acute kidney injury in critical care." *Crit Care*, 23, 112.
- [23] Li, B.Y., Oh, J., Young, V.B., Rao, K., Wiens, J. (2019). "Using machine learning and the electronic health record to predict complicated *Clostridium difficile* infection." *Open Forum Infect Dis*, 6, ofz186.
- [24] Sottile, P.D., et al. (2018). "The association between ventilator dyssynchrony, delivered tidal volume, and sedation using a novel automated ventilator dyssynchrony detection algorithm." *Crit Care Med*, 46, e151–7.
- [25] Suresh, V., Singh, K.K., et al. (2024). "Artificial Intelligence in the Intensive Care Unit: Current Evidence on an Inevitable Future Tool." *Cureus*, 16(5), e59797.
- [26] Hezarjaribi, N., Dutta, R., Xing, T., et al. (2018). "Monitoring lung mechanics during mechanical ventilation using machine learning algorithms." *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 1160-3.
- [27] Liu, C.F., et al. (2022). "An artificial intelligence system to predict the optimal timing for mechanical ventilation weaning for intensive care unit patients: a two-stage prediction approach." *Front Med (Lausanne)*, 9, 935366.
- [28] Marshall, D.C., Komorowski, M. (2022). "Is artificial intelligence ready to solve mechanical ventilation? Computer says blow." *British Journal of Anaesthesia*, 128(2), 231-233.
- [29] Peine, A., Hallawa, A., Bickenbach, J., et al. (2021). "Development and validation of a reinforcement learning algorithm to dynamically optimize mechanical ventilation in critical care." *NPJ Digit Med*, 4, 32.
- [30] Hsu, J.C., et al. (2013). "Clinical verification of a clinical decision support system for ventilator weaning." *Biomedical Engineering Online*, 12, 1-14.
- [31] Seah, J.C.Y., Tang, J.S.N., Kitchen, A., Gaillard, F., Dixon, A.F. (2019). "Chest radiographs in congestive heart failure: visualizing neural network learning." *Radiology*, 290, 514–22.
- [32] Horng, S., Liao, R., Wang, X., Dalal, S., Golland, P., Berkowitz, S.J. (2021). "Deep learning to quantify pulmonary edema in chest radiographs." *Radiol Artif Intell*, 3, e190228.

- [33] Prasad, N., Mandyam, A., Chivers, C., Draugelis, M., Hanson, C.W. 3rd, Engelhardt, B.E., et al. (2022). "Guiding efficient, effective, and patient-oriented electrolyte replacement in critical care: an artificial intelligence reinforcement learning approach." *J Personalized Med*, 12, 661.
- [34] Yoon, J.H., Pinsky, M.R., Clermont, G. (2022). "Artificial intelligence in critical care medicine." *Crit Care*, 26, 75.
- [35] Yoon, J.H., Pinsky, M.R. (2018). "Predicting adverse hemodynamic events in critically ill patients." *Curr Opin Crit Care*, 24, 196–203.
- [36] Yoon, J.H., Jeanselme, V., Dubrawski, A., Hravnak, M., Pinsky, M.R., Clermont, G. (2020). "Prediction of hypotension events with physiologic vital sign signatures in the intensive care unit." *Crit Care*, 24, 661.
- [37] Kobayashi, N., Shiga, T., Ikumi, S., Watanabe, K., Murakami, H., Yamauchi, M. (2021). "Semiautomated tracking of pain in critical care patients using artificial intelligence: a retrospective observational study." *Sci Rep*, 11, 5229.
- [38] Bartkowiak, B., Snyder, A.M., et al. (2019). "Validating the electronic cardiac arrest risk triage (eCART) score for risk stratification of surgical inpatients in the postoperative setting: retrospective cohort study." *Ann Surg*, 269, 1059–63.
- [39] Seymour, C.W., Kennedy, J.N., et al. (2019). "Derivation, validation, and potential treatment implications of novel clinical phenotypes for sepsis." *JAMA*, 321, 2003–17.
- [40] Sinha, P., Delucchi, K.L., McAuley, D.F., O’Kane, C.M., Matthay, M.A., Calfee, C.S. (2020). "Development and validation of parsimonious algorithms to classify acute respiratory distress syndrome phenotypes: a secondary analysis of randomised controlled trials." *Lancet Respir Med*, 8, 247–57.
- [41] Rivers, E., Nguyen, B., Havstad, S., et al. (2001). "Early goal-directed therapy in the treatment of severe sepsis and septic shock." *N Engl J Med*, 345, 1368–77.
- [42] Chen, K-W., et al. (2022). "Artificial intelligence-assisted remote detection of ST-elevation myocardial infarction using a mini-12-lead electrocardiogram device in prehospital ambulance care." *Front Cardiovasc Med*, 9, 1001982.
- [43] Azar, A.T., El-Metwally, S.M. (2013). "Decision tree classifiers for automated medical diagnosis." *Neural Comput Appl*, 23, 2387–403.
- [44] Davoudi, A., Malhotra, K.R., Shickel, B., Siegel, S., Williams, S., Ruppert, M., et al. (2019). "Intelligent ICU for autonomous patient monitoring using pervasive sensing and deep learning." *Sci Rep*, 9, 8020.
- [45] Fleuren, L.M., Thorat, P., Shillan, D., Ercole, A., Elbers, P.W.G. (2020). "Machine learning in intensive care medicine: ready for take-off?" *Intensive Care Med*, 46, 1486–8.
- [46] Topol, E.J. (2019). "High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence." *Nat Med*, 25, 44–56.