

Xây dựng mô hình dự đoán điều trị thay thế thận liên tục ở bệnh nhân sepsis

Building a predictive model for continuous renal replacement therapy in patients with sepsis

Lê Xuân Dương, Nguyễn Hải Ghi và Đỗ Thanh Hòa*

Bệnh viện Trung ương Quân đội 108

Tóm tắt

Mục tiêu: Xây dựng mô hình học máy bằng thuật toán XGBoost dự đoán điều trị thay thế thận liên tục (CRRT) ở bệnh nhân sepsis. **Đối tượng và phương pháp:** Nghiên cứu cắt ngang trên 530 bệnh nhân được chẩn đoán sepsis. Thu thập các chỉ số lâm sàng và cận lâm sàng tại thời điểm chẩn đoán. Theo dõi dọc thời gian xác định đối tượng có chỉ định CRRT. Chia cỡ mẫu thành 2 phần theo tỷ lệ 80:20. Trong đó, 80% cỡ mẫu huấn luyện mô hình bằng thuật toán XGBoost dựa trên các chỉ số lâm sàng và cận lâm sàng. 20% cỡ mẫu để đánh giá hiệu suất mô hình. **Kết quả:** Mô hình gồm 8 thông số gồm tuổi, giới, đường vào, nồng độ ure, creatinin, lactate và pH cho hiệu suất tối ưu với độ nhạy 92,3%, độ đặc hiệu 92,4%, độ chính xác tổng quát 91%, độ chính xác trong số dự đoán dương 85,7% và AUC rất tốt (0,95). **Kết luận:** Mô hình dựa trên thuật toán XGBoost có giá trị cao trong dự đoán CRRT ở bệnh nhân sepsis.

Từ khóa: Sepsis, điều trị thay thế thận liên tục, thuật toán XGBoost.

Summary

Objective: The study aimed to develop a machine learning model using the XGBoost algorithm to predict continuous renal replacement therapy (CRRT) in patients with sepsis. **Subject and method:** This was a cross-sectional study involving 530 patients diagnosed with sepsis. Clinical and paraclinical parameters were collected at the time of diagnosis. Patients were then followed longitudinally to identify those who required CRRT. The sample size was divided into two groups in an 80:20 ratio. 80% of the sample was used to train the XGBoost model based on clinical and paraclinical parameters, while 20% was used to evaluate the model's performance. **Result:** The model included 8 parameters: age, gender, portal entry of infection, serum urea concentration, serum creatinine concentration, blood lactate, and arterial pH. It achieved optimal performance with a sensitivity of 92.3%, specificity of 92.4%, accuracy of 91%, precision of 85.7%, and a very good AUC (0.95). **Conclusion:** The model based on the XGBoost algorithm had significant value in predicting CRRT in patients with sepsis.

Keywords: Sepsis, continuous renal replacement therapy, XGBoost.

I. ĐẶT VẤN ĐỀ

Sepsis là tình trạng rối loạn chức năng cơ quan đe dọa tính mạng do đáp ứng của vật chủ với tình

trạng nhiễm trùng bị rối loạn, có thể dẫn đến tỷ lệ tàn tật và tử vong cao, đặc biệt ở những bệnh nhân nặng ở đơn vị hồi sức (ICU). Sepsis là nguyên nhân hàng đầu gây tổn thương thận cấp (Acute Kidney Injury: AKI) và cần phải điều trị thay thế thận. Xấp xỉ khoảng 35% bệnh nhân có AKI tại ICU, trong đó 50% là thứ phát do sepsis. Tỷ lệ tử vong ở nhóm sepsis có AKI thường cao hơn có ý nghĩa so với nhóm sepsis

Ngày nhận bài: 26/3/2025, ngày chấp nhận đăng: 29/4/2025

* Tác giả liên hệ: hoadoc13@gmail.com -

Bệnh viện Trung ương Quân đội 108

không có AKI. AKI là một yếu tố nguy cơ độc lập tử vong trong sepsis¹. Hiện nay, điều trị sepsis kết hợp với AKI chủ yếu là các biện pháp không đặc hiệu. Điều trị thay thế thận liên tục (CRRT) là một biện pháp truyền thống để điều trị AKI. Mặc dù hiện nay chiến lược điều trị thay thế thận sớm (trong vòng 12 giờ sau khi bệnh nhân thỏa mãn tiêu chuẩn khả thi) so với điều trị chuẩn (không chỉ định điều trị thay thế thận trừ khi có các chỉ định thông thường hoặc tổn thương thận dai dẳng > 72 giờ) có thể không liên quan với giảm nguy cơ tử vong 90 ngày². Tuy nhiên khi điều trị thay thế thận sớm có những lợi ích nhất định như cải thiện và ổn định nhanh cân bằng acid-base, cân bằng nước và điện giải do đó dự phòng được các biến chứng nặng của tổn thương thận cấp và có khả năng lấy bỏ các chất độc tiềm tàng³. Do đó mà việc phát hiện sớm bệnh nhân có nhu cầu điều trị thay thế thận vẫn rất quan trọng. Hiện tại có một số công cụ tiềm năng để dự báo cần phải điều trị thay thế thận liên tục như một số dấu ấn sinh học (biomarkers), nhưng các bằng chứng chưa đủ mạnh để khuyến cáo thường quy các công cụ này đưa ra quyết định điều trị thay thế thận⁴. Với sự phát triển của khoa học máy tính, việc áp dụng trí thông minh nhân tạo trong y tế được sử dụng ngày càng phổ biến, trong đó có sử dụng học máy để xây dựng các mô hình tiên lượng. Việc áp dụng học máy trong xây dựng mô hình dự đoán tại Việt Nam còn hạn chế. Do đó chúng tôi sử dụng XGBoost, một thuật toán rất mạnh mẽ, đã được chứng minh là một mô hình tối ưu hóa về tốc độ và hiệu suất nhằm mục tiêu⁵: *Xây dựng mô hình học máy bằng thuật toán XGBoost dự đoán điều trị thay thế thận liên tục (CRRT) ở bệnh nhân Sepsis.*

II. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP

2.1. Đối tượng

Bao gồm 530 bệnh nhân được chẩn đoán sepsis tại Khoa Cấp cứu - Bệnh viện Trung ương Quân đội 108 từ tháng 01/2020 đến tháng 01/2024.

Tiêu chuẩn lựa chọn: Người lớn ≥ 18 tuổi; chẩn đoán sepsis theo tiêu chuẩn của SCCM/ESICM năm 2016.

Tiêu chuẩn loại trừ: Bệnh nhân có bệnh thận mạn tính; bệnh nhân không được giám sát và làm xét nghiệm đủ theo quy trình; bệnh nhân hoặc gia đình không đồng ý tham gia nghiên cứu.

2.2. Phương pháp

Thiết kế nghiên cứu: Nghiên cứu cắt ngang, tiến cứu kết hợp với hồi cứu.

Thu thập dữ liệu: Theo mẫu bệnh án nghiên cứu gồm các chỉ số lâm sàng (tuổi, giới tính, đường vào nhiễm khuẩn) và cận lâm sàng lấy tại thời điểm nhập khoa Cấp cứu (ure, creatinin, lactate, HCO_3^- , pH). Bệnh nhân được chẩn đoán và điều trị theo khuyến cáo của Sepsis-3 năm 2016 và theo dõi dọc để ghi nhận các trường hợp chỉ định điều trị thay thế thận liên tục liên quan đến sepsis.

Các tiêu chuẩn áp dụng trong nghiên cứu: Sepsis là rối loạn chức năng cơ quan đe dọa tính mạng do rối loạn đáp ứng của vật chủ với nhiễm trùng, trong đó rối loạn chức năng cơ quan xác định bởi thay đổi cấp tính điểm SOFA ≥ 2 so với mức nền⁶. Tổn thương thận cấp (AKI) là tăng creatinine huyết thanh ít nhất 0,3mg/dl ($26,5\mu\text{mol/l}$) trong vòng 48 giờ hoặc tăng creatinine huyết thanh 50% so với mức nền trong vòng 7 ngày hoặc cung lượng nước tiểu $< 0,5\text{ml/kg/h}$ ít nhất 6 giờ⁷. Chỉ định điều trị thay thế thận liên tục do AKI: Tăng kali máu không đáp ứng với điều trị nội khoa, nhiễm toan chuyển hóa không đáp ứng với điều trị nội khoa, quá tải thể tích không đáp ứng với lợi tiểu, hội chứng ure huyết cao (chảy máu, viêm màng ngoài tim, bệnh lý não...) ⁸.

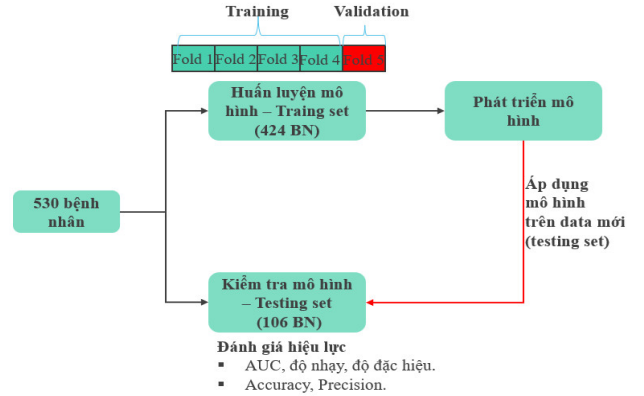
2.3. Phân tích thống kê

Các số liệu được phân tích dựa trên phần mềm SPSS 22.0 (IBM), trong đó các biến liên tục được trình bày dưới dạng trung bình $\pm$ độ lệch chuẩn với biến phân phối chuẩn và trung vị (tứ phân vị) với biến không tuân theo phân phối chuẩn. Biến phân loại được trình bày dưới dạng n (%). Dữ liệu liên tục được phân tích bằng kiểm định t-test hoặc ANOVA cho dữ liệu phân phối chuẩn, hoặc kiểm định Mann Whitney U cho dữ liệu không phân phối chuẩn. Dữ liệu phân loại được phân tích bằng kiểm định Chi

binh phương. Lấy p hai phía $< 0,05$ là có ý nghĩa thống kê.

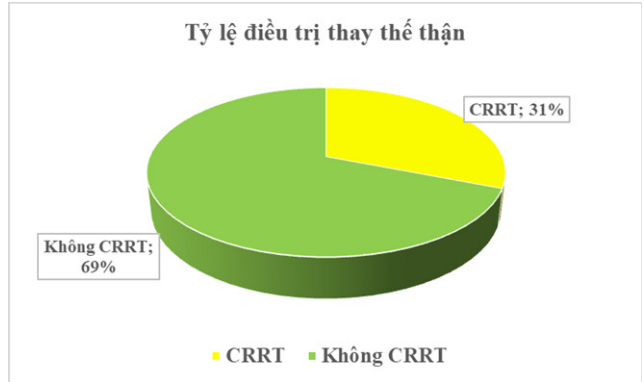
Để xây dựng mô hình dự đoán chúng tôi sử dụng thuật toán học máy XGBoost. XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) là một trong những thuật toán học máy kết hợp (Ensemble Learning) phổ biến nhất hiện nay, sử dụng các mô hình học yếu (Weak learners) để phát triển một mô hình tối ưu giúp làm giảm Bias. Chúng tôi chia bộ dữ liệu thành 2 phần, trong đó 80% (424 bệnh nhân) sử dụng để huấn luyện mô hình (training set) và 20% (106 bệnh nhân) để kiểm tra mô hình (testing set). Với tập training set sử dụng kiểm chứng chéo (five - fold cross-validation) để xác định siêu tham số tối ưu (hyper-parameters) và tránh hiện tượng overfitting. Trong đó chia tập training set thành 5 phần nhỏ (fold) bằng nhau, 4 phần (fold) dùng cho huấn luyện mô hình, 1 phần (fold) để kiểm chứng (validation). Quá trình này lặp lại 5 lần, mỗi lần sử dụng lần lượt 1 phần (fold) trong 5 phần trên để kiểm chứng (validation). Sau khi huấn luyện xong, mô hình được kiểm tra trong bộ testing (testing set). Hiệu suất mô hình (Performance) được đánh giá thông qua các Metrics gồm diện tích dưới đường cong (AUC), độ nhạy (xác suất mô hình dự báo đúng cần CRRT so với số trường hợp CRRT thực tế), độ đặc hiệu (xác suất mô hình dự báo đúng không cần CRRT so với số trường hợp không cần CRRT thực tế), độ chính xác tổng quát (Accuracy: Xác suất mô hình dự báo đúng trên tổng số cỡ mẫu) và độ chính xác trong số dự đoán dương (Precision là xác suất mô hình dự báo đúng cần lọc máu trên tổng số trường hợp mô hình

dự báo cần lọc máu). Chúng tôi sử dụng phần mềm Python phiên bản 3.13.2 để chạy mô hình XGBoost.



Hình 1. Sơ đồ minh họa xây dựng mô hình

III. KẾT QUẢ



Biểu đồ 1. Tỷ lệ CRRT ở bệnh nhân sepsis

Nhận xét: Tỷ lệ điều trị thay thế thận (CRRT) ở bệnh nhân sepsis là 31%, tức khoảng 1/3 số bệnh nhân sepsis.

Bảng 1. Đặc điểm đối tượng nghiên cứu

		Nhóm CRRT (n = 164)	Không CRRT (n = 366)	Tổng (n = 530)
Tuổi (X ± SD)		66,4 ± 15,7	68,1 ± 15,7	67,6 ± 15,7
Nam giới (n, %)		118 (72%)	219 (59,8%)	337 (63,5%)
Tiền sử (n,%)	Tăng huyết áp	65 (39,6%)	110 (30,1%)	175 (33,0%)
	Đái tháo đường	63 (38,4%)	114 (31,1%)	117 (33,3%)

Nhận xét: Đối tượng nghiên cứu có độ tuổi trung bình là $67,6 \pm 15,7$ và nam giới chiếm chủ yếu 63,5%. Bệnh lý nền với tỷ lệ tăng huyết áp và đái tháo đường lần lượt là 33,0% và 33,3%.

Bảng 2. Phân bố đường vào của nhiễm trùng

Đường vào	Số bệnh nhân	Tỷ lệ %
Hô hấp	175	33,0
Tiêu hóa	199	37,5
Tiết niệu	71	13,4
Da và mô mềm	39	7,4
Khác	46	8,7
Tổng	530	100

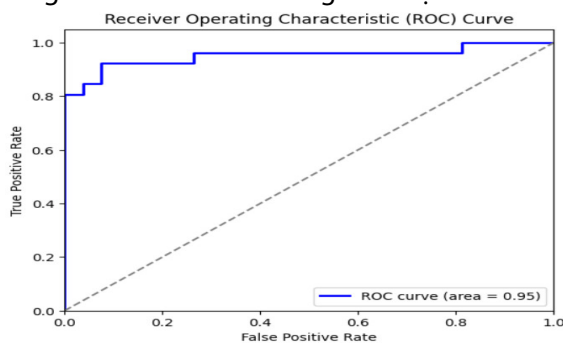
Nhận xét: Tiêu hóa và hô hấp là 2 đường vào nhiễm khuẩn phổ biến nhất, chiếm tương ứng là: 37,5% và 33,0%.

Bảng 3. Biến đổi một số xét nghiệm cận lâm sàng tại thời điểm nhập Khoa Cấp cứu

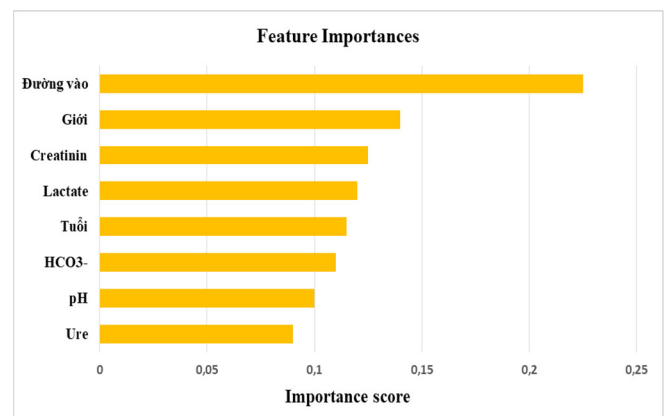
Thông số \ Nhóm	Nhóm CRRT (n = 164)	Không CRRT (n = 366)	Tổng (n = 530)	p (Mann-Whitney)
pH	7,28 (7,17 - 7,37)	7,41 (7,33 - 7,47)	7,38 (7,28 - 7,45)	<0,05
HCO ₃ ⁻ (mmol/l)	17,1 (13,1 - 20,2)	20,7 (17,3 - 24,2)	19,8 (15,9 - 23,4)	<0,05
Lactate (mmol/l)	4,4 (2,3 - 7,6)	2,8 (1,7 - 4,9)	3,1 (1,9 - 5,7)	<0,05
Ure (mmol/l)	13,7 (9,9 - 19,4)	9,9 (6,0 - 14)	11,0 (7,0 - 15,4)	<0,05
Creatinin (μmol/l)	184,5 (118,0 - 295,0)	113 (79,0 - 175,5)	132,5 (86,0 - 218,0)	<0,05

Ghi chú: Số liệu trong bảng biểu diễn dưới dạng trung vị (khoảng tứ phân vị 25 - 75%).

Nhận xét: Nhóm CRRT có pH, HCO₃⁻ thấp hơn và nồng độ lactate, ure, creatinin cao hơn có ý nghĩa thống kê so với nhóm không điều trị CRRT.

**Biểu đồ 2.** Đường cong ROC dự đoán CRRT ở bệnh nhân sepsis.

Nhận xét: Có 8 yếu tố có liên quan được đưa vào mô hình dự đoán gồm: Đường vào, tuổi, giới, ure, creatinin, lactat, HCO₃⁻, pH. Mô hình dự đoán điều trị thay thế thận ở bệnh nhân sepsis có AUC = 0,95.

**Biểu đồ 3.** Phân bố mức độ quan trọng của các biến tiên lượng trong mô hình

Nhận xét: Trong 8 biến dự đoán điều trị thay thế thận thì mức độ quan trọng trong mô hình theo thứ tự giảm dần lần lượt là: Đường vào > Giới tính > Nồng độ creatinin > Nồng độ lactate > Tuổi > Nồng độ HCO₃⁻ > pH > Nồng độ Ure.

Bảng 4. Giá trị dự đoán CRRT trong mô hình tiên lượng

Chỉ số	Giá trị
Độ nhạy (%)	92,3%
Độ đặc hiệu (%)	92,4 %
Accuracy	91,0%
Precision	85,7%
AUC	0,95

Nhận xét: Mô hình có giá trị dự đoán với độ nhạy 92,3%, độ đặc hiệu 92,4%, độ chính xác tổng quát 91%, độ chính xác trong số dự đoán dương 85,7%.

IV. BÀN LUẬN

Đối tượng nghiên cứu có độ tuổi trung bình 66,4 và nam giới chiếm chủ yếu 72%. Tỷ lệ điều trị thay thế thận là 31%. Một số nghiên cứu trên thế giới cũng chỉ ra, tỷ lệ tổn thương thận cấp liên quan đến sepsis từ 10-50%, gần 1/3 số trường hợp cần phải điều trị thay thế thận⁹. Rõ ràng rằng với các chỉ định điều trị thay thế thận như nhiễm toan chuyển hóa nặng, biến chứng của hội chứng ure máu cao... thì nhóm điều trị thay thế thận có các chỉ số ure, creatinin, lactate cao hơn và nồng độ HCO₃⁻, pH thấp hơn so với nhóm không lọc máu như trong báo cáo của chúng tôi. Và đây cũng là các thông số tiềm năng để đưa vào mô hình dự đoán nhu cầu lọc máu.

Trước đây và một số nghiên cứu hiện nay sử dụng các dấu ấn sinh học để dự đoán điều trị thay thế thận ví dụ như NGAL, IL-18, cystatin C, cell cycle arrest markers và CCL14¹⁰. Tuy nhiên chi phí thực hiện các xét nghiệm này thường khá cao và không phải cơ sở y tế nào cũng có thể thực hiện được, đồng thời chưa có bằng chứng đủ mạnh để đưa ra quyết định CRRT một cách thường quy. Thay vào đó chúng ta có thể sử dụng các thông số sẵn có, đơn giản để dự đoán vấn đề này. Trí thông minh nhân tạo (AI) hiện nay đang được nghiên cứu rộng rãi như một công cụ đầy hứa hẹn để dự báo tổn thương thận cấp và mức độ nặng, dự báo tiến triển và nhu cầu điều trị thay thế thận, xác định các chất độc với thận, đánh giá đáp ứng bù dịch, giám sát và tối ưu điều trị thay thế thận¹¹. Hiện tại không có nghiên

cứu nào trên thế giới và Việt Nam sử dụng XGBoost dự báo cần CRRT ở bệnh nhân sepsis. Chúng tôi đã xây dựng một mô hình dựa trên thuật toán này dự báo điều trị thay thế thận liên tục ở nhóm đối tượng sepsis. Sau khi xây dựng và kiểm tra mô hình nhiều lần sử dụng XGBoost chúng tôi nhận thấy 8 thông số đơn giản gồm: Tuổi, giới, đường vào, nồng độ ure, creatinin, lactate và pH là các thông số có ý nghĩa quan trọng trong dự đoán điều trị thay thế thận với hiệu suất tối ưu nhất. Kết quả cho thấy mô hình gồm 8 thông số trên có hiệu suất đạt độ nhạy 92,3%, độ đặc hiệu 92,4%, độ chính xác tổng quát 91%, độ chính xác trong số dự đoán dương 85,7% và AUC rất tốt (0,95). Một nghiên cứu quan sát tiến cứu tại Đức tiến hành trên 208 bệnh nhân sử dụng kết hợp chemokine (C-C motif) ligand 14 trong nước tiểu + furosemide stress test dự báo CRRT có (AUC =0,87)¹². Cho thấy mô hình dựa trên XGBoost có hiệu suất tốt hơn. Hơn nữa trong mô hình của chúng tôi cũng chỉ ra rằng không phải nồng độ ure hay creatinin là yếu tố quan trọng nhất để dự báo cần điều trị thay thế thận như quan niệm truyền thống trước đây. Có lẽ bởi vì chúng không đủ nhạy để phát hiện tổn thương ống thận giai đoạn sớm và không tăng cho đến khi mức lọc cầu thận giảm^{13, 14}. Vị trí nhiễm trùng có thể ảnh hưởng tới kết cục lâm sàng của bệnh nhân sepsis¹⁵. Một số mầm bệnh thường gây bệnh ở một số cơ quan giải phẫu đặc hiệu do sự khác biệt về độc lực của chúng. Sự khác biệt giải phẫu tạo điều kiện thuận lợi cho vi khuẩn phát triển¹⁶. Nhiễm trùng cơ quan và hệ thống có thể gây ra các nguy cơ khác nhau cho bệnh nhân. Hoặc là do độc tính trực tiếp tới cơ quan đó hoặc do giảm tưới máu nặng và rối loạn đáp ứng viêm liên quan đến sepsis gây ra¹⁷. Các nghiên cứu chỉ ra nhiễm trùng ổ bụng liên quan đến tỷ lệ tử vong cao hơn, cần nhiều điều trị hỗ trợ cơ quan hơn so với các nhiễm trùng ở cơ quan khác¹⁸. Nhiễm trùng đường mật thường có kết cục tốt hơn¹⁹. Do đó vị trí hay đường vào nhiễm trùng có thể là yếu tố tiềm năng ảnh hưởng đến kết cục lâm sàng ở bệnh nhân sepsis và cần phải điều trị hỗ trợ các cơ quan tích cực hơn như CRRT. Trong mô hình của chúng tôi, đường vào nhiễm trùng là yếu tố quan trọng nhất dự báo CRRT. Ở đây chúng tôi sử dụng mô hình XGBoost thay vì sử dụng mô hình hồi quy logistic (LR) truyền thống vì LR yêu cầu phải lựa

chọn các biến độc lập thủ công đòi hỏi không có hiện tượng đa cộng tuyến để tránh mô hình kém chính xác và LR cũng không xác định được các mối quan hệ phi tuyến tính phức tạp. Nhưng XGBoost có thể giải quyết vấn đề trên hiệu quả và linh hoạt bằng cách sử dụng các mô hình học yếu để thiết lập mô hình học chính xác²⁰. Chính vì thế mà nó đem lại độ chính xác và hiệu suất cao như báo cáo kết quả của chúng tôi.

Tuy nhiên nghiên cứu của chúng tôi cũng có một số hạn chế nhất định như sử dụng cả dữ liệu hồi cứu nên có các sai lệch lựa chọn (selection bias). Cỡ mẫu trong nghiên cứu còn nhỏ do đó cần nghiên cứu cỡ mẫu lớn hơn. Đây là nghiên cứu đơn trung tâm do đó mô hình này cần phải được ngoại kiểm (external validation) trên nhiều trung tâm khác nhau để có thể áp dụng mô hình này.

V. KẾT LUẬN

Mô hình XGBoost cho thấy hiệu suất cao trong dự báo cần phải điều trị thay thế thận liên tục ở bệnh nhân sepsis, với AUC = 0,95, độ nhạy 92,3%, và độ đặc hiệu 92,4%. Mô hình có tiềm năng ứng dụng trong thực hành lâm sàng, giúp cải thiện quản lý và điều trị bệnh nhân.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Zhang Y, Shao DR, He ZP, Ma XX, Shi CJ (2019) *Efficacy of continuous renal replacement on acute renal injury developed in severe sepsis*. J Biol Regul Homeost Agents 33(2): 525-530.
2. STARRT-AKI Investigators; Canadian Critical Care Trials Group; Australian and New Zealand Intensive Care Society Clinical Trials Group; United Kingdom Critical Care Research Group; Canadian Nephrology Trials Network; Irish Critical Care Trials Group; Bagshaw SM, Wald R, Adhikari NKJ et al (2020) *Timing of Initiation of Renal-Replacement Therapy in Acute Kidney Injury*. New England Journal of Medicine 383(3): 240-251. doi:10.1056/NEJMoa2000741.
3. Uhel F, Peters-Sengers H, van der Poll T (2018) *Initiation of renal replacement therapy in patients with sepsis: more to it than meets the eye*. Ann Transl Med 6(2):S130. doi:10.21037/atm.2018.12.36.
4. Klein SJ, Brandtner AK, Lehner GF et al (2018) *Biomarkers for prediction of renal replacement therapy in acute kidney injury: A systematic review and meta-analysis*. Intensive Care Med 44(3): 323-336. doi:10.1007/s00134-018-5126-8.
5. Chen T, Guestrin C (2016) *XGBoost: A Scalable Tree Boosting System*. 6: 785-794.
6. Singer M, Deutschman CS, Seymour CW et al (2016) *The third international consensus definitions for sepsis and septic shock (Sepsis-3)*. JAMA 315(8):801-810. doi:10.1001/jama.2016.0287.
7. Khwaja A (2012) *KDIGO clinical practice guidelines for acute kidney injury*. Nephron Clin Pract. 120(4): 179-184. doi:10.1159/000339789.
8. An JN, Kim SG, Song YR (2021) *When and why to start continuous renal replacement therapy in critically ill patients with acute kidney injury*. Kidney Res Clin Pract 40(4): 566-577. doi:10.23876/j.krcp.21.043.
9. Lameire N, Vanmassenhove J (2018) *Timing of dialysis in sepsis and acute respiratory distress syndrome*. Am J Respir Crit Care Med 198(1):4-5. doi:10.1164/rccm.201801-0129ED.
10. Ostermann M, Legrand M, Meersch M, Srisawat N, Zarbock A, Kellum JA (2024) *Biomarkers in acute kidney injury*. Annals of Intensive Care 14(1):145. doi: 10.1186/s13613-024-01360-9.
11. De Vlieger G, Koyner JL, Ostermann M (2025) *Can we use artificial intelligence to better treat acute kidney injury?* Intensive Care Med 51(1): 160-162. doi:10.1007/s00134-024-07743-7.
12. Meersch M, Weiss R, Gerss J et al (2023) *Predicting the Development of Renal Replacement Therapy Indications by Combining the Furosemide Stress Test and Chemokine (C-C Motif) Ligand 14 in a Cohort of Postsurgical Patients*. Crit Care Med 51(8): 1033-1042. doi:10.1097/ccm.0000000000005849.
13. Vanmassenhove J, Kielstein J, Jörres A, Biesen WV (2017) *Management of patients at risk of acute kidney injury*. Lancet 389(10084): 2139-2151. doi:10.1016/s0140-6736(17)31329-6.
14. Kellen M, Aronson S, Roizen MF, Barnard J, Thisted RA (1994) *Predictive and diagnostic tests of renal failure: A review*. Anesthesia & Analgesia 78(1): 134-142.

15. Motzkus CA, Luckmann R (2017) *Does infection site matter? A systematic review of infection site mortality in sepsis*. Journal of intensive care medicine 32(8): 473-479.
16. Soni J, Sinha S, Pandey R (2024) *Understanding bacterial pathogenicity: A closer look at the journey of harmful microbes*. Frontiers in Microbiology 15:1370818.
17. Caraballo C, Jaimes F (2019) *Organ dysfunction in sepsis: An ominous trajectory from infection to death*. The Yale journal of biology and medicine 92(4): 629.
18. De Waele J, Lipman J, Sakr Y et al (2014) *Abdominal infections in the intensive care unit: characteristics, treatment and determinants of outcome*. BMC infectious diseases 14: 1-17.
19. Abe T, Tokuda Y, Shiraishi A et al (2019) *In-hospital mortality associated with the misdiagnosis or unidentified site of infection at admission*. Critical Care 23: 1-9.
20. Yue S, Li S, Huang X et al (2022) *Machine learning for the prediction of acute kidney injury in patients with sepsis*. Journal of Translational Medicine 20(1): 215. doi:10.1186/s12967-022-03364-0.