

Dự báo nhập đơn vị hồi sức tích cực ở bệnh nhân viêm phổi cộng đồng nhập viện: Mô hình eXtreme gradient boosting

Prediction of intensive care unit admission in hospitalized patients with community-acquired pneumonia: An eXtreme gradient boosting model

Lê Đức Duẩn, Nguyễn Hải Ghi, Nguyễn Thái Cường,
Ngô Chí Công, Đậu Xuân Thành, Dương Hữu Bắc,
Nguyễn Khắc Hùng và Đỗ Thanh Hòa*

Bệnh viện Trung ương Quân đội 108

Tóm tắt

Mục tiêu: Đánh giá hiệu suất của mô hình học máy eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) trong việc dự báo nhu cầu nhập đơn vị chăm sóc tích cực (ICU) ở bệnh nhân viêm phổi cộng đồng (CAP) nhập viện. **Đối tượng và phương pháp:** Nghiên cứu mô tả, hồi cứu được thực hiện trên bệnh nhân viêm phổi cộng đồng ≥ 18 tuổi tại Khoa Cấp cứu, Bệnh viện TWQĐ 108 từ năm 2021 đến 2022. Dữ liệu lâm sàng và cận lâm sàng thu thập trong vòng 24 giờ đầu nhập viện. Mô hình XGBoost được huấn luyện trên 70% dữ liệu và đánh giá trên 30% còn lại. Mô hình cuối cùng sử dụng các biến dự báo có chỉ số Gain cao nhất. **Kết quả:** Thông tin của 350 bệnh nhân được đưa vào nghiên cứu, trong đó 75 người (21,4%) cần nhập ICU. Sáu biến dự báo có mức độ ảnh hưởng cao nhất (theo thứ tự giảm dần) là: Rối loạn ý thức, tăng urê máu, giảm tiểu cầu, tăng tần số thở, thâm nhiễm đa thùy phổi và tăng số lượng Neutrophil. Mô hình XGBoost cho thấy hiệu suất dự báo cao hơn so với CURB-65, với AUC lần lượt là 0,876 và 0,826. Phân tích đường cong quyết định xác nhận mô hình XGBoost mang lại lợi ích ròng tối đa và ổn định trong khoảng ngưỡng nguy cơ từ 20% đến 80%. **Kết luận:** Mô hình XGBoost sử dụng 6 biến lâm sàng và cận lâm sàng có khả năng dự báo nhu cầu nhập ICU ở bệnh nhân viêm phổi cộng đồng nhập viện tốt hơn thang điểm CURB-65. Đây là mô hình đơn giản giúp phân tầng nguy cơ tại bệnh nhân viêm phổi cộng đồng tại khoa cấp cứu.

Keywords: Viêm phổi cộng đồng, dự báo nhập ICU, mô hình XGBoost.

Summary

Objective: To evaluate the performance of the machine learning model eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) in predicting the need for Intensive Care Unit admission in hospitalized patients with Community-Acquired Pneumonia. **Subject and method:** A retrospective, descriptive study conducted on Community-Acquired Pneumonia patients ≥ 18 years old in the Emergency Department, 108 Military Central Hospital, from 2021 to 2022. Clinical and paraclinical data were collected within the first 24 hours of admission. The XGBoost model was trained on 70% of the data and tested on the remaining 30%. The final model utilized 6 predictors with the highest Gain scores. **Result:** A total of the 350 patients studied, 75 (21.4%) required ICU admission. The six most important predictors (in descending order of

Ngày nhận bài: 20/10/2025, ngày chấp nhận đăng: 01/12/2025

* Tác giả liên hệ: hoadoc13@gmail.com - Bệnh viện Trung ương Quân đội 108

importance) were: impaired mental status, elevated blood urea, thrombocytopenia, tachypnea, multilobar infiltrates on X-ray, and neutrophilia. The XGBoost model had a higher predictive performance compared to CURB-65 score, with AUCs of 0.876 and 0.826, respectively. Decision Curve Analysis confirmed that the XGBoost model provided maximum and stable net benefit over a wide range of threshold probabilities (20% to 80%). *Conclusion:* The XGBoost model, using 6 key clinical and paraclinical variables, significantly outperformed the CURB-65 score in predicting the need for ICU admission in hospitalized CAP patients. This simple model is a good tool to stratify the risk among patients with community-acquired pneumonia presenting to the Emergency Department.

Keywords: Community-Acquired Pneumonia, ICU admission prediction, XGBoost model.

I. ĐẶT VẤN ĐỀ

Viêm phổi cộng đồng (Community-Acquired Pneumonia - CAP) là một trong những nguyên nhân nhiễm trùng hàng đầu gây tàn tật và tử vong trên toàn thế giới¹. Đối với bệnh nhân CAP nhập viện, nguy cơ cần chăm sóc tại ICU là khoảng 10% đến 20%². Việc đánh giá chính xác và kịp thời nhu cầu nhập ICU là yếu tố then chốt để đưa ra quyết định điều trị và phân bổ nguồn lực y tế hiệu quả.

Thang điểm CURB-65 được khuyến nghị rộng rãi để tiên lượng tử vong trong 30 ngày. Tuy nhiên, nhiều nghiên cứu đã chỉ ra rằng CURB-65 còn tồn tại hạn chế đáng kể khi dự đoán nhu cầu nhập ICU³. Thang điểm này thường thiếu đi độ nhạy cần can thiệp chăm sóc tích cực³. Do đó, cần có một công cụ dự báo tốt hơn mà có thực hiện ngay tại Khoa Cấp cứu.

Thuật toán eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) là một trong những thuật toán học máy phổ biến nhất hiện nay, đang nổi lên như một giải pháp tiềm năng nhờ khả năng tổng quát hóa, nguy cơ thấp overfitting (quá khớp) và có tính dễ diễn giải cao, thuật toán này tốt hơn so với các phương pháp khai thác dữ liệu khác trong các bài toán dự báo y học sử dụng dữ liệu dạng bảng⁴. XGBoost là một trong những thuật toán học máy kết hợp (Ensemble Learning) sử dụng các mô hình học yếu (Weak learners) để phát triển một mô hình tối ưu. Nó hoạt động bằng cách xây dựng tuần tự một tập hợp các cây quyết định, trong đó mỗi cây mới được huấn luyện để sửa chữa lỗi do các cây trước đó tạo ra⁵. Mặc dù XGBoost đã được ứng dụng trong tiên lượng kết cục bất lợi của CAP⁶ nhưng còn thiếu các nghiên cứu trên quần thể người Việt Nam.

Nghiên cứu này được thực hiện nhằm đánh giá hiệu suất dự báo nhu cầu nhập ICU ở bệnh nhân CAP nhập viện bằng mô hình XGBoost.

II. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP

2.1. Đối tượng

Nghiên cứu: Người lớn ≥ 18 tuổi

Tiêu chuẩn lựa chọn: Bệnh nhân được chẩn đoán xác định là viêm phổi cộng đồng dựa theo hướng dẫn chẩn đoán và điều trị viêm phổi cộng đồng của Bộ Y tế năm 2020⁷. Bệnh nhân được nhập viện điều trị ban đầu tại khoa lâm sàng. Có đủ các dữ liệu lâm sàng và cận lâm sàng cần thiết trong vòng 24 giờ đầu nhập viện.

Tiêu chuẩn loại trừ: Được chẩn đoán ban đầu là viêm phổi bệnh viện hoặc viêm phổi thở máy. Bệnh nhân nhập viện ban đầu tại ICU. Bệnh nhân nhập ICU do các nguyên nhân chính khác (chấn thương sọ não nặng, suy tim nặng, nhồi máu cơ tim cấp hoặc nhiều bệnh lý nặng phối hợp...). Bệnh nhân có tiền sử mắc các bệnh lý mạn tính (COPD, giảm tiểu cầu vô căn, bệnh thận mạn tính...). Không đầy đủ dữ liệu để xây dựng mô hình.

2.2. Phương pháp

Thiết kế nghiên cứu: Nghiên cứu mô tả, hồi cứu tại Khoa Cấp cứu - bệnh viện Trung ương Quân đội 108 từ năm 2021 đến năm 2022.

Phát triển mô hình Extreme Gradient Boosting.

Chúng tôi phân chia ngẫu nhiên dữ liệu thành 2 phần theo tỷ lệ 70:30. Với 70% để huấn luyện mô hình (training set) và 30% để kiểm tra mô hình (testing set).

Lựa chọn biến dự báo: Mô hình XGBoost ban đầu được huấn luyện với 21 biến dự báo gồm: Thông số lâm sàng (tuổi, giới, mạch, huyết áp trung bình, tần số thở, rối loạn ý thức, thân nhiệt), xét nghiệm máu (nồng độ glucose, urê, creatinin, natri, albumin, protein, lactate, số lượng bạch cầu, neutrophil, lymphocyte, tiểu cầu, RDW) và X-quang phổi (thâm nhiễm đa thùy, tràn dịch màng phổi). Sử dụng chỉ số Gain để định lượng mức độ đóng góp tương đối của mỗi biến vào mô hình. Các biến dự báo có chỉ số Gain trung bình cao nhất được giữ lại để phát triển mô hình cuối cùng.

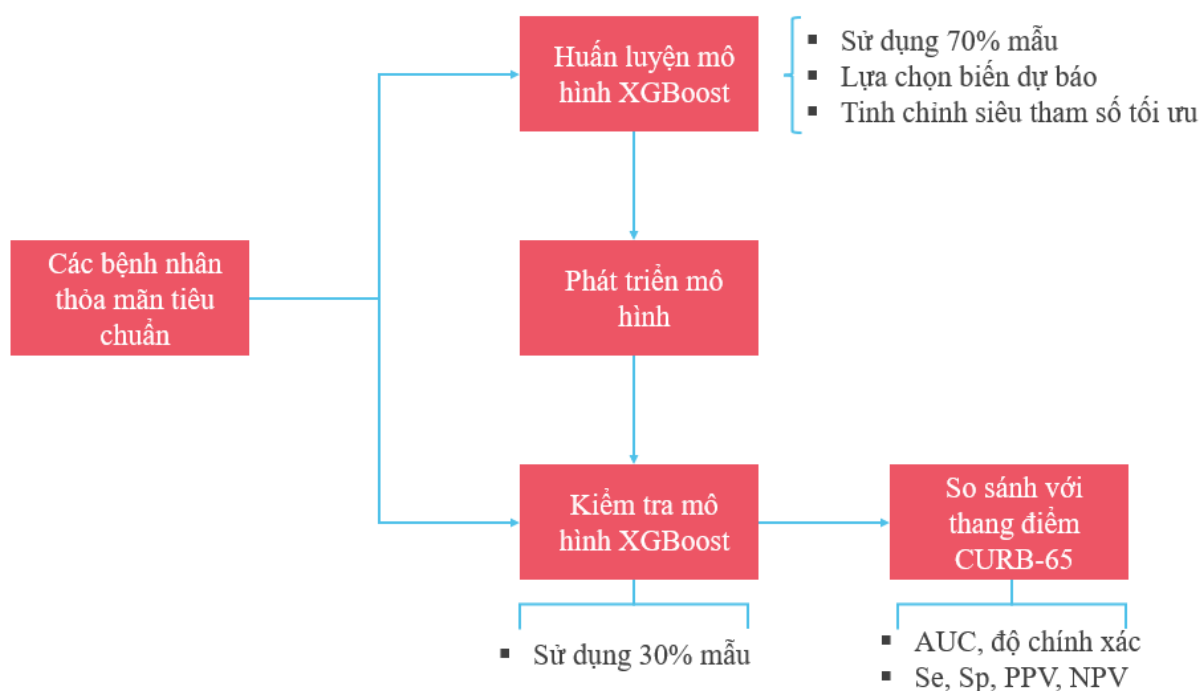
Các siêu tham số (hyperparameter) của mô hình XGBoost được tối ưu hóa dựa trên mục tiêu là AUC bằng phương pháp Grid Search kết hợp với kiểm chứng chéo 5 fold, lặp lại 5 lần (5-fold repeated cross-validation). Tập hợp siêu tham số hoạt động tốt nhất được xác định là: tốc độ học (η) = 0,05; độ sâu cây tối đa (max_depth) = 2; hệ số Regularization (γ) = 0,3 và số lượng cây quyết định $nrounds$ = 32.

Mô hình XGBoost cuối cùng sử dụng tập hợp 6 biến dự báo tốt nhất và các siêu tham số tối ưu được xây dựng mô hình trên tập huấn luyện và đánh giá trên tập kiểm tra.

Phân tích thống kê

Các biến liên tục được trình bày dưới dạng trung bình (độ lệch chuẩn) hoặc trung vị (khoảng tứ phân vị) tùy theo phân bố của số liệu. Các biến phân loại trình bày dưới dạng số lượng (tỷ lệ phần trăm). So sánh giữa các nhóm thực hiện bằng Student t test hoặc Mann-Whitney U test đối với biến liên tục và kiểm định χ^2 hoặc Fisher exact test đối với biến phân loại tùy theo trường hợp cụ thể.

Đánh giá hiệu suất của mô hình XGBoost thông qua các metric: AUC, độ chính xác (accuracy), độ nhạy (Se), độ đặc hiệu (Sp), giá trị tiên đoán dương (PPV), giá trị tiên đoán âm (NPV). So sánh hiệu suất (AUC) với thang điểm CURB-65 trên cùng tập kiểm tra. Lấy $p < 0,05$ là có ý nghĩa thống kê. Phân tích số liệu bằng phần mềm R 4.4.1.



Hình 1. Sơ đồ phát triển và đánh giá mô hình XGBoost

III. KẾT QUẢ

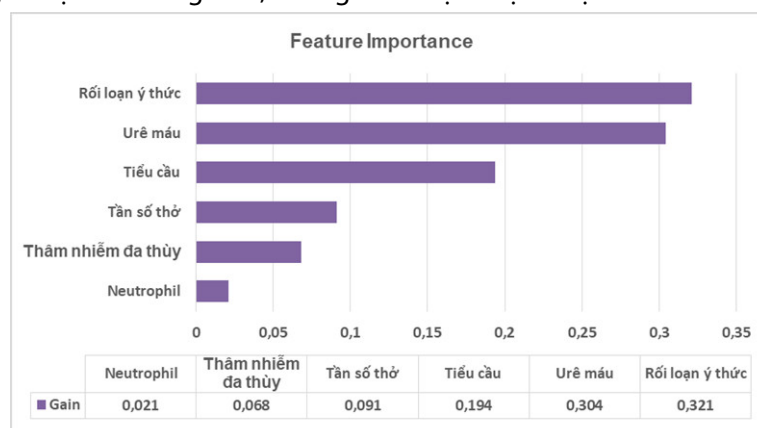
Nghiên cứu tuyển chọn được 350 bệnh nhân với độ tuổi trung bình $71,7 \pm 16,0$, nam giới chiếm 228 người (65,1%), nhập ICU chiếm 75 bệnh nhân (21,4%).

Bảng 1. Một số đặc điểm lâm sàng và cận lâm sàng theo kết cục

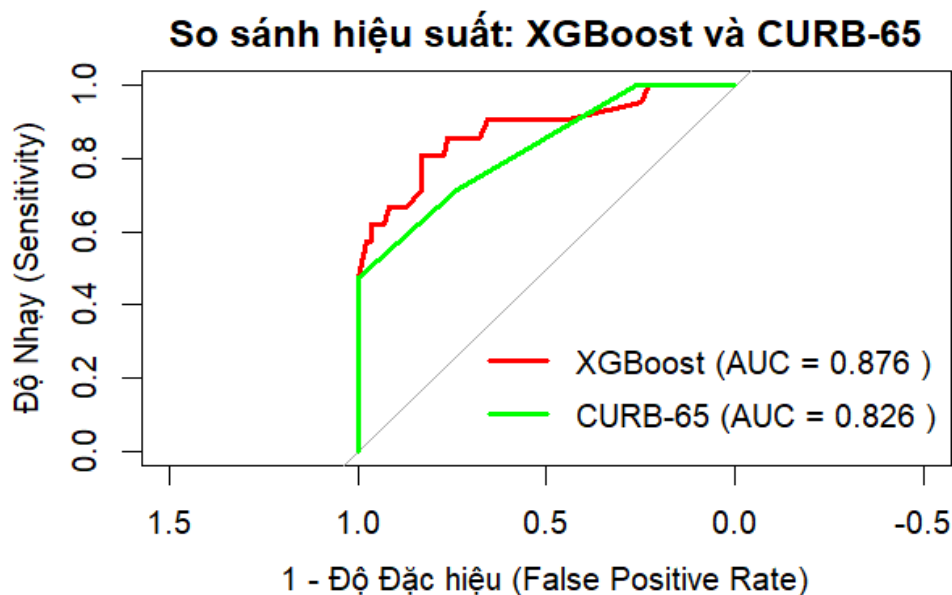
Đặc điểm (Mean $\pm$ SD)	Nhập ICU (n = 75)	Không nhập ICU (n = 275)	p
Tuổi (năm)	81,2 $\pm$ 10,1	71,4 $\pm$ 15,0	0,013
Giới nam (%)	51 (68,0%)	177 (64,4%)	0,558
Rối loạn ý thức, n (%)	47 (62,7 %)	30 (10,9%)	<0,001
Tần số thở (lần/phút)	21,8 $\pm$ 3,3	18,3 $\pm$ 3,4	0,005
Tần số tim (lần/phút)	101,1 $\pm$ 20,8	94,5 $\pm$ 17,3	0,013
Huyết áp trung bình (mmHg)	93,7 $\pm$ 17,2	96,0 $\pm$ 14,9	0,084
Thân nhiệt (độ C)	37,6 $\pm$ 1,3	37,5 $\pm$ 3,7	0,771
Số lượng BC (G/L)	12,5 $\pm$ 7,2	12,7 $\pm$ 6,9	0,842
Số lượng N (G/L)	14,8 $\pm$ 7,6	11,2 $\pm$ 10,0	<0,001
Số lượng L (G/L)	1,0 $\pm$ 0,7	1,5 $\pm$ 1,7	<0,001
Số lượng TC (G/L)	234,0 $\pm$ 144,0	292,0 $\pm$ 127,0	<0,001
RDW	15,7 $\pm$ 2,6	14,3 $\pm$ 2,1	<0,001
Glucose (mmol/l)	10,4 $\pm$ 7,9	8,4 $\pm$ 4,1	0,119
Urê (mmol/l)	13,7 $\pm$ 8,8	7,2 $\pm$ 5,0	< 0,001
Creatinin (μ mol/l)	129,0 $\pm$ 32,4	111,0 $\pm$ 44,2	<0,001
Natri (mmol/l)	135,0 $\pm$ 10,0	133,0 $\pm$ 6,5	0,309
Protein (mg/dl)	59,8 $\pm$ 7,7	61,4 $\pm$ 6,9	0,005
Albumin (mg/dl)	27,5 $\pm$ 4,6	29,6 $\pm$ 4,5	<0,001
Lactate (mmol/l)	2,4 $\pm$ 2,2	1,6 $\pm$ 0,9	0,007
Thâm nhiễm đa thùy, n (%)	56 (74,7%)	96 (34,9%)	<0,001
Tràn dịch màng phổi, n (%)	26 (34,7%)	74 (26,9%)	0,187

Nhận xét: Có sự khác biệt có ý nghĩa thống kê về tuổi, tỷ lệ rối loạn ý thức, tần số thở, tần số tim, số lượng Neutrophil, số lượng Lymphocyte, số lượng tiểu cầu, RDW, nồng độ urê, creatinin, protein, albumin, lactate và thâm nhiễm đa thùy giữa nhóm nhập ICU và nhóm không nhập ICU.

Từ các biến lâm sàng và cận lâm sàng trên, chúng tôi đã lựa chọn được 6 biến có chỉ số Gain cao nhất:

**Hình 2.** Tầm quan trọng của các biến trong mô hình XGBoost

Nhận xét: Có 6 biến có mức độ ảnh hưởng cao trong mô hình XGBoost theo thứ tự giảm dần là rối loạn ý thức-> tăng urê máu -> giảm tiểu cầu -> tăng tần số thở -> thâm nhiễm đa thùy phổi -> tăng số lượng Neutrophil.

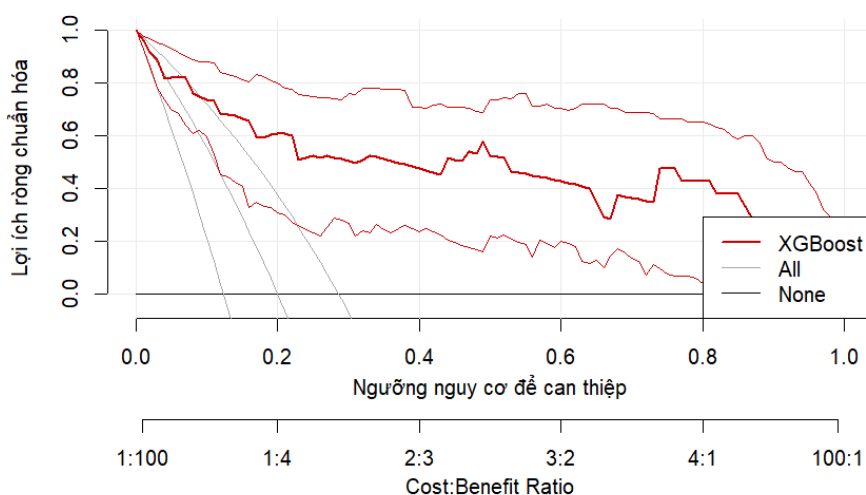


Hình 3. Đường cong ROC so sánh hiệu suất dự báo nhập ICU

Bảng 3. So sánh hiệu suất giữa XGBoost và thang điểm CURB-65

Mô hình	AUC	Accuracy	Se	Sp	PPV	NPV
XGBoost	0,876	0,89	0,95	0,62	0,91	0,76
CURB-65	0,826	0,73	0,71	0,74	0,40	0,91

Nhận xét: Mô hình XGBoost gồm 6 biến dự báo độc lập có hiệu suất tiên lượng nhập ICU cao hơn so với mô hình truyền thống là thang điểm CURB-65 (tại ngưỡng cutoff là 2 điểm) với AUC lần lượt là 0,876 và 0,826.



Hình 4. Biểu đồ phân tích đường cong quyết định (DCA)

Nhận xét: Phân tích đường cong Quyết định (DCA) đã chứng minh mô hình XGBoost sở hữu giá trị lâm sàng vượt trội trong việc dự đoán nhu cầu nhập ICU ở bệnh nhân viêm phổi cộng đồng, so với hai chiến lược tham chiếu là "chuyển tất cả vào ICU" và "không chuyển ai vào ICU".

Đường cong Lợi ích Ròng (Net Benefit) của mô hình nằm cao hơn các đường so sánh trong toàn bộ phạm vi ngưỡng nguy cơ được đánh giá (từ 0% đến 100%). Đặc biệt, mô hình mang lại lợi ích ròng tối đa và ổn định trong khoảng ngưỡng nguy cơ từ 20% đến 80% (tương đương tỷ lệ chi phí: Lợi ích khoảng 1:4 đến 4:1).

Điều này nghĩa là, việc sử dụng mô hình XGBoost để ra quyết định chuyển ICU sẽ tối đa hóa lợi ích ròng bằng cách giảm thiểu đáng kể số lượng ca chuyển ICU không cần thiết (dương tính giả), đồng thời bảo toàn khả năng phát hiện chính xác các trường hợp cần can thiệp thực sự. Do đó, mô hình này là một công cụ hỗ trợ quyết định có tính ứng dụng lâm sàng cao.

IV. BÀN LUẬN

Mô hình XGBoost bao gồm 6 biến dự báo độc lập đã chứng minh có hiệu suất phân loại tốt hơn so với thang điểm CURB-65, cụ thể là XGBoost đạt hiệu suất (AUC) là 0,876 cao hơn so với thang điểm CURB-65 là 0,826 trong dự báo nhập ICU. Phân tích đường cong quyết định xác nhận lợi ích ròng lâm sàng vượt trội của mô hình này. Sự vượt trội tốt nhất ở khoảng nguy cơ từ 20 - 80%.

Nghiên cứu của nhóm tác giả Xu và cộng sự (2022), sử dụng các mô hình học máy để dự báo kết cục bất lợi ở bệnh nhân CAP. Kết quả cho thấy mô hình XGBoost đạt hiệu suất tốt nhất trong dự báo nhập viện (AUC = 0,92), dự báo nhập ICU (AUC = 0,801) và tử vong (AUC = 0,831)⁶. Nghiên cứu của chúng tôi cho thấy hiệu suất cải thiện hơn, có thể do sự khác biệt về lựa chọn biến đầu vào và đặc điểm quần thể nghiên cứu. Nghiên cứu của Huang và cộng sự (2024) sử dụng mô hình XGBoost để dự báo nhập ICU ở bệnh nhân CAP và bệnh phổi mô kê. Mô hình XGBoost đã cho thấy có hiệu quả vượt trội với AUC đạt 0,941 và độ chính xác là 0,913. Phân tích

đường cong quyết định cho thấy mô hình này tốt hơn so với các mô hình khác⁸.

So sánh với các mô hình truyền thống thì các mô hình học máy có hiệu suất dự báo cả nhập ICU và tử vong tốt hơn so với các thang điểm truyền thống. Mô hình dựa trên Gradient boosting dự báo cần hỗ trợ hô hấp hoặc tử vong đạt AUC = 0,713, cao hơn so với mô hình CURB-65 với AUC = 0,621⁹. Kết quả này phù hợp với báo cáo của chúng tôi

Khả năng dự báo của mô hình XGBoost tốt hơn so với thang điểm CURB-65 là nhờ khả năng mô hình hóa các tương tác phi tuyến tính phức tạp giữa các biến. Thay vì chỉ sử dụng các triệu chứng đơn giản, XGBoost sử dụng cả các dấu ấn sinh học phản ánh trực tiếp tình trạng rối loạn chức năng cơ quan và đáp ứng viêm toàn thân. Cả 6 biến dự báo trong mô hình XGBoost đều có cơ sở sinh lý bệnh rõ ràng trong tiên lượng. Hai biến số rối loạn ý thức và tăng urê máu là hai biến số được sử dụng trong thang điểm CURB-65 để tiên lượng CAP. Giảm tiểu cầu cũng được nhận diện là dấu ấn của kết cục xấu ở bệnh nhân CAP do mối liên quan giữa số lượng tiểu cầu thấp với đông máu rải rác trong lòng mạch và nhiễm khuẩn hệ thống nặng. Các nghiên cứu cũng chỉ ra giảm tiểu cầu làm tăng nguy cơ nhập ICU và tử vong ở bệnh nhân CAP¹⁰. Tăng tần số thở và đông đặc phổi lan tỏa làm tăng nguy cơ suy hô hấp giảm oxy máu và đây chính là chỉ điểm tiên lượng xấu ở bệnh nhân CAP nhập viện¹¹. Khi bạch cầu đa nhân được hoạt hóa, chúng tập kết tại vị trí nhiễm trùng để thực bào. Việc tăng bạch cầu neutrophil phản ánh đáp ứng viêm hệ thống và mức độ nặng của bệnh¹⁰.

Mô hình XGBoost với 6 biến dự báo đã cho thấy ưu việt hơn thang điểm CURB-65. Nó giúp nhận diện sớm các bệnh nhân CAP có nguy cơ cao cần chuyển ICU. Do vậy là tối ưu hóa được nguồn lực ICU khan hiếm. Phân tích đường cong quyết định đã chứng minh mô hình có lợi ích ròng lâm sàng vượt trội tại hầu hết các ngưỡng nguy cơ. Tuy nhiên, kết quả của chúng tôi dựa trên phân tích hồi cứu do vậy không tránh khỏi sai lệch chọn mẫu. Cần thêm các nghiên cứu tiến cứu với cỡ mẫu lớn hơn để kết quả có thể ổn định hơn và hạn chế thiếu dữ liệu. Do tỷ lệ nhập

ICU so với nhóm không nhập ICU còn thấp làm dữ liệu mất cân bằng. Do vậy, nghiên cứu cũng cần ngoại kiểm thêm từ các cơ sở khác để có thể tăng tính khái quát hóa của mô hình.

V. KẾT LUẬN

Mô hình XGBoost với 6 biến dự báo có khả năng đánh giá nguy cơ nhập ICU ở bệnh nhân viêm phổi cộng đồng tốt hơn so với thang điểm truyền thống CURB-65 với AUC lần lượt là 0,876 và 0,826. Mô hình này có tiềm năng là công cụ lâm sàng trong phân tầng nguy cơ bệnh nhân viêm phổi cộng đồng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Troeger C, Blacker B, Khalil IA et al (2018) *Estimates of the global, regional, and national morbidity, mortality, and aetiologies of lower respiratory infections in 195 countries, 1990–2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016*. The Lancet infectious diseases 18(11): 1191-1210.
2. Viasus D, Cillóniz C, Cardozo CG, Puerta P, Garavito A, Torres A (2018) *Early, short and long-term mortality in community-acquired pneumonia*. Annals of Research Hospitals: 2.
3. Ilg A, Moskowitz A, Konanki V et al (2019) *Performance of the CURB-65 Score in Predicting Critical Care Interventions in Patients Admitted With Community-Acquired Pneumonia*. Ann Emerg Med. 74(1): 60-68. doi:10.1016/j.annemergmed.2018.06.017
4. Montomoli J, Romeo L, Moccia S et al (2021) *Machine learning using the extreme gradient boosting (XGBoost) algorithm predicts 5-day delta of SOFA score at ICU admission in COVID-19 patients*. J Intensive Med 1(2): 110-116. doi:10.1016/j.jointm.2021.09.002
5. Wiens M, Verone-Boyle A, Henscheid N, Podichetty JT, Burton J (2025) *A Tutorial and Use Case Example of the eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) Artificial Intelligence Algorithm for Drug Development Applications*. Clin Transl Sci 18(3):70172. doi:10.1111/cts.70172
6. Xu Z, Guo K, Chu W, Lou J, Chen C (2022) *Performance of Machine Learning Algorithms for Predicting Adverse Outcomes in Community-Acquired Pneumonia*. Front Bioeng Biotechnol 10: 903426. doi:10.3389/fbioe.2022.903426
7. Lương Ngọc Khuê, Ngô Quý Châu, Nguyễn Viết Nhung, eds (2020) *Hướng dẫn chẩn đoán và điều trị viêm phổi mắc phải tại cộng đồng ở người lớn*. Bộ Y tế; 2020.
8. Huang D, Gong L, Wei C, Wang X, Liang Z (2024) *An explainable machine learning-based model to predict intensive care unit admission among patients with community-acquired pneumonia and connective tissue disease*. Respir Res 25(1): 246. doi:10.1186/s12931-024-02874-3
9. Odeyemi YE, Lal A, Barreto EF et al (2024) *Early machine learning prediction of hospitalized patients at low risk of respiratory deterioration or mortality in community-acquired pneumonia: Derivation and validation of a multivariable model*. Biomol Biomed 24(2): 337-345. doi:10.17305/bb.2023.9754
10. Samaha HMS, Elsaid AR (2015) *Platelet count and level of paCO₂ are predictors of CAP prognosis*. Egyptian Journal of Chest Diseases and Tuberculosis 64(2): 453-458. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejcdt.2015.02.002>
11. Niederman MS, Mandell LA, Anzueto A et al (2001) *Guidelines for the management of adults with community-acquired pneumonia: diagnosis, assessment of severity, antimicrobial therapy, and prevention*. American journal of respiratory and critical care medicine 163(7): 1730-1754.