

ỨNG DỤNG HỌC MÁY TRONG DỰ ĐOÁN TỔN THƯƠNG THẬN CẤP SỚM SAU PHẪU THUẬT GHÉP GAN

Ngô Đình Trung^{1*}, Nguyễn Tài Thu¹

Tóm tắt

Mục tiêu: Đánh giá hiệu quả của mô hình học máy Random Forest trong dự đoán sớm tổn thương thận cấp (acute kidney injury - AKI) sau ghép gan. **Phương pháp nghiên cứu:** Nghiên cứu hồi cứu mô tả đơn trung tâm trên 205 bệnh nhân (BN) ghép gan tại Bệnh viện Trung ương Quân đội 108 giai đoạn 2021 - 2025. Dữ liệu được chia thành tập huấn luyện (70%) và kiểm định (30%). Mô hình Random Forest được xây dựng từ các biến lâm sàng liên quan đến nguy cơ AKI và được đánh giá thông qua diện tích dưới đường cong (AUC), độ nhạy, độ đặc hiệu, điểm Brier và calibration. **Kết quả:** Mô hình đạt giá trị AUC là 0,752 với độ đặc hiệu cao (0,804). Các biến có giá trị dự báo quan trọng nhất bao gồm điểm MELD (model for end-stage liver disease), lượng máu truyền, thời gian thiếu máu ấm và nồng độ lactate 6 giờ sau ghép. Kết quả phân tầng nguy cơ từ mô hình có mối tương quan chặt chẽ với tỷ lệ AKI và thời gian nằm hồi sức thực tế. **Kết luận:** Mô hình Random Forest cho hiệu năng dự báo khá, có giá trị trong nhận diện sớm nhóm nguy cơ cao AKI sau ghép gan, từ đó hỗ trợ các bác sĩ đưa ra quyết định lâm sàng kịp thời.

Từ khoá: Học máy; Tổn thương thận cấp; Phẫu thuật ghép gan.

APPLICATION OF MACHINE LEARNING FOR EARLY PREDICTION OF ACUTE KIDNEY INJURY FOLLOWING LIVER TRANSPLANTATION

Abstract

Objectives: To evaluate the performance of a Random Forest machine-learning model in the early prediction of acute kidney injury (AKI) following liver transplantation. **Methods:** A single-center, retrospective, descriptive study was conducted on 205 liver transplant recipients at 108 Military Central Hospital from 2021 to 2025. Data were divided into a training set (70%) and a validation set (30%).

¹Bệnh viện Trung ương Quân đội 108

*Tác giả liên hệ: Ngô Đình Trung (bsngotrung@gmail.com)

Ngày nhận bài: 05/12/2025

Ngày được chấp nhận đăng: 21/01/2026

<http://doi.org/10.56535/jmpm.v51i2.1799>

The Random Forest model was developed using clinical variables associated with AKI risk and evaluated based on the area under the curve (AUC), sensitivity, specificity, Brier score, and calibration. **Results:** The model achieved an AUC of 0.752 with high specificity (0.804). MELD (model for end-stage liver disease) score, intraoperative transfusion volume, warm ischemia time, and post-operative 6-hour lactate levels were identified as the most important predictors of AKI. Risk stratification based on the model correlated well with actual AKI incidence and ICU length of stay. **Conclusion:** Random Forest model demonstrated moderate predictive performance and is valuable for early identification of high-risk AKI groups after liver transplantation, thereby supporting timely clinical decision-making.

Keywords: Machine learning; Acute kidney injury; Liver transplantation.

ĐẶT VẤN ĐỀ

Tổn thương thận cấp là một biến chứng sớm nghiêm trọng sau ghép gan, với tỷ lệ mắc khoảng 30 - 40%. Sự xuất hiện của AKI trong giai đoạn hậu phẫu không chỉ liên quan trực tiếp đến tỷ lệ tử vong cao mà còn suy giảm chức năng mảnh ghép và rút ngắn thời gian sống còn của người bệnh [1]. Trong bối cảnh các ca ghép gan ngày càng phức tạp, việc dự đoán sớm nguy cơ AKI đóng vai trò then chốt nhằm tối ưu hóa hồi sức, điều chỉnh huyết động, quản lý dịch truyền và kiểm soát kịp thời các yếu tố nguy cơ có thể can thiệp.

Các mô hình thống kê truyền thống như hồi quy logistic, tuy được sử dụng phổ biến nhưng vẫn tồn tại những hạn chế bởi giả định tuyến tính, tính nhạy cảm cao với đa cộng tuyến và gặp khó khăn khi xử lý kém các tương tác phức tạp giữa các biến số. Những hạn chế này làm tăng nguy cơ quá khớp và giảm hiệu quả dự đoán trên dữ liệu thực tế.

Ngược lại, các thuật toán học máy ngày càng chứng minh ưu thế trong dự báo biến cố hậu phẫu nhờ khả năng phân tích các mối quan hệ phi tuyến tính, tự động nhận diện tương tác giữa các biến và giảm nguy cơ quá khớp thông qua cơ chế đánh giá lặp. Nhiều nghiên cứu đã xác nhận hiệu quả vượt trội của học máy trong dự đoán AKI sau phẫu thuật lớn và ghép tạng [2, 3].

Trong đó, mô hình Random Forest đặc biệt phù hợp với dữ liệu ghép gan nhờ cấu trúc tập hợp nhiều cây quyết định, giúp tăng độ ổn định của mô hình ngay cả khi cỡ mẫu hạn chế, đồng thời cung cấp thông tin về mức độ quan trọng của biến [4].

Xuất phát từ nhu cầu lâm sàng đó, nghiên cứu này được thực hiện nhằm: *Xây dựng và đánh giá mô hình Random Forest trong dự đoán sớm AKI sau ghép gan, hướng đến hỗ trợ quyết định điều trị và tối ưu hóa kết cục cho người bệnh.*

ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

1. Đối tượng nghiên cứu

Gồm 205 BN được phẫu thuật ghép gan tại Bệnh viện Trung ương Quân đội 108 trong giai đoạn 2021 - 2025.

* *Tiêu chuẩn lựa chọn*: BN ≥ 18 tuổi; có đầy đủ dữ liệu lâm sàng và cận lâm sàng cần thiết cho phân tích.

* *Tiêu chuẩn loại trừ*: BN < 18 tuổi; BN tử vong trong vòng 48 giờ sau mổ; các trường hợp thiếu dữ liệu nghiên cứu.

2. Phương pháp nghiên cứu

* *Thiết kế nghiên cứu*: Nghiên cứu hồi cứu, mô tả, đơn trung tâm.

* *Tiêu chuẩn áp dụng trong nghiên cứu*: Chẩn đoán AKI theo Tiêu chuẩn KDIGO 2012, bao gồm: Tăng creatinine huyết thanh $\geq 26,5$ $\mu\text{mol/L}$ trong vòng 48 giờ hoặc tăng creatinine $\geq 1,5$ lần so với giá trị nền trước mổ [5].

* *Chỉ tiêu nghiên cứu*: Xuất hiện AKI trong 48 giờ đầu sau ghép gan; thời gian nằm tại Khoa Hồi sức tích cực (ICU) tính bằng số ngày.

Các biến đầu vào cho mô hình bao gồm tuổi, giới tính (nam/nữ), nguyên nhân xơ gan (do rượu/không do rượu), điểm MELD tại thời điểm trước mổ; thời gian thiếu máu ấm, thời gian thiếu máu lạnh, lượng máu truyền trong mổ, thời gian phẫu thuật và nồng độ lactate tại 6 giờ sau ghép [6, 7, 8].

* *Xây dựng mô hình*: Nghiên cứu sử dụng học máy có giám sát, với thuật toán Random Forest nhằm dự đoán khả năng xuất hiện AKI sau ghép gan. Random Forest thuộc nhóm mô hình dựa trên cây quyết định, phù hợp cho dữ liệu lâm sàng có mối quan hệ phi tuyến và tương tác phức tạp giữa các biến.

Dữ liệu lâm sàng và cận lâm sàng được trích xuất từ hồ sơ bệnh án, nhập và lưu trữ dưới dạng bảng Excel. Dữ liệu sau đó được nhập trực tiếp từ Excel vào phần mềm R để xây dựng và đánh giá mô hình.

Cách tính toán: Trước hết dữ liệu được chia ngẫu nhiên theo tỷ lệ 70% cho tập huấn luyện và 30% cho tập kiểm định độc lập, đồng thời duy trì tỷ lệ AKI tương đương giữa hai tập. Việc chia mẫu sử dụng hàm `sample()` trong R với mã số ngẫu nhiên cố định nhằm đảm bảo khả năng tái lập.

Mô hình Random Forest được xây dựng trên tập huấn luyện với các đặc điểm sau: Thuật toán sử dụng tập hợp nhiều cây quyết định, mỗi cây được huấn luyện trên một mẫu bootstrap của dữ liệu. Tại mỗi nút chia, thuật toán lựa chọn ngẫu nhiên một tập con các biến để tìm điểm chia tối ưu, giúp giảm đa phương sai và hạn chế quá khớp. Số lượng cây được thiết lập ở mức đủ lớn (thường từ 500 - 1.000) để đảm bảo độ ổn định. Các siêu tham số như số lượng biến được chọn tại mỗi điểm chia, độ sâu tối đa của

cây, số lượng mẫu tối thiểu tại nút cuối... được tối ưu hóa bằng kiểm định chéo nhằm cải thiện hiệu suất mô hình.

Để tối ưu hoá mô hình và giảm nguy cơ quá khớp, tập huấn luyện được chia ngẫu nhiên thành 10 phần có kích thước xấp xỉ bằng nhau. Trong mỗi vòng lặp, mô hình được huấn luyện trên 9 phần và đánh giá trên 1 phần còn lại. Quá trình này được lặp lại 10 lần, đảm bảo mỗi phần dữ liệu đều đóng vai trò tập kiểm tra đúng một lần.

Sau khi mô hình được huấn luyện và tối ưu hoá hoàn chỉnh, toàn bộ mô hình được áp dụng lên tập kiểm định độc lập (30%) nhằm đánh giá ngoại kiểm. Các chỉ số thu được bao gồm AUC, độ nhạy, độ đặc hiệu, điểm Brier và calibration. Trong đó AUC 0,7 - 0,8: Khá; 0,8 - 0,9: Tốt; > 0,9: Xuất sắc. Điểm Brier được sử dụng để đánh giá độ chính xác của xác suất dự báo trên thang điểm từ 0 - 1; giá trị càng thấp, mô hình càng tốt. Calibration intercept > 0 cho thấy mô hình dự báo nguy cơ cao hơn thực tế, trong khi intercept < 0 phản ánh mô hình đánh giá thấp hơn nguy cơ thực tế. Calibration slope < 1 cho thấy mô hình có xu hướng quá tự tin, khiến các xác suất dự báo cao bị đẩy lên quá mức và các xác suất thấp bị kéo xuống thấp hơn thực tế, còn slope > 1 cho thấy mô hình chưa đủ nhạy và chưa khai thác hết khả năng phân tách nguy cơ có trong dữ liệu.

Trong mô hình Random Forest, mức độ quan trọng của các biến được tính dựa trên các chỉ số nội tại. Để thuận tiện cho việc so sánh và diễn giải, các giá trị này được chuẩn hóa bằng cách quy đổi về tỷ lệ phần trăm. Trong đó biến có mức độ quan trọng cao nhất được chuẩn hóa thành 100%, và các biến còn lại được biểu diễn theo tỷ lệ tương quan so với biến này.

Sau khi hoàn thiện quá trình huấn luyện và kiểm định, mô hình Random Forest được lưu dưới dạng tệp .RDS (https://drive.google.com/file/d/1cVsy1KiYqDiDepI3rlZ9LB2I4WWf5q5/view?usp=share_link), là định dạng chuẩn duy nhất cho phép lưu trữ mô hình dự đoán trong môi trường R. Khi sử dụng mô hình cho mục đích dự đoán, người dùng nạp lại mô hình bằng phần mềm R thông qua hàm readRDS(), sau đó nhập bộ dữ liệu đầu vào từ bảng Excel (bao gồm các biến đã liệt kê ở trên) để mô hình xử lý và tính toán. Dữ liệu đầu ra là xác suất mắc AKI, có giá trị từ 0 - 100% để phục vụ phân tầng nguy cơ và hỗ trợ đưa ra quyết định lâm sàng.

* *Xử lý số liệu:* Phân tích được thực hiện bằng phần mềm RStudio phiên bản 2024.04.2 (Posit Software, PBC). Kiểm tra phân phối chuẩn bằng kiểm định Kolmogorov-Smirnov. Các biến liên tục phân phối không chuẩn biểu diễn dưới dạng trung vị và khoảng tứ phân vị, so sánh sử dụng kiểm định Mann-Whitney U test. Các biến định tính biểu diễn dưới dạng tỷ lệ phần trăm (%), so sánh sử

dụng kiểm định X^2 (Chi-square). Chọn mức ý nghĩa thống kê $p < 0,05$.

3. Đạo đức nghiên cứu

Nghiên cứu được thực hiện theo đúng quy định về đạo đức trong nghiên cứu

y sinh học của Bệnh viện Trung ương Quân đội 108. Số liệu nghiên cứu được Bệnh viện Trung ương Quân đội 108 cho phép sử dụng và công bố. Nhóm tác giả cam kết không có xung đột lợi ích trong nghiên cứu.

KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

Có 205 BN đáp ứng tiêu chuẩn lựa chọn và được đưa vào nghiên cứu. Những BN này được phân loại thành hai tập: Tập huấn luyện và tập kiểm định.

Bảng 1. Đặc điểm BN nghiên cứu.

Biến số	Tập huấn luyện (n = 144)	Tập kiểm định (n = 61)	p
Tuổi (trung vị - IQR)	54,0 (43,0 - 60,0)	54,5 (45,2 - 61,0)	> 0,05
Nam giới, n (%)	120 (83,4)	51 (84)	> 0,05
Xơ gan nguyên nhân do rượu, n (%)	22 (15,4)	8 (12,9)	> 0,05
Điểm MELD	12,7 (6,8 - 19,6)	10,8 (6,3 - 16,1)	> 0,05
Thời gian thiếu máu ấm (phút)	35,0 (30,0 - 43,0)	34,0 (30,0 - 41,0)	> 0,05
Thời gian thiếu máu lạnh (phút)	80,0 (70,0 - 95,0)	76,0 (68,0 - 86,5)	> 0,05
Lượng máu truyền (mL)	2.950 (1.850 - 3.700)	2.775 (1.500 - 3.350)	> 0,05
Thời gian phẫu thuật (phút)	393 (345 - 440)	379 (350 - 419)	> 0,05
Lactate 6 giờ (mmol/L)	5,3 (4,1 - 7,5)	5,0 (4,1 - 6,7)	> 0,05
AKI, n (%)	57 (39,9)	24 (38,7)	> 0,05

Kết quả từ bảng 1 cho thấy không có sự khác biệt có ý nghĩa thống kê về các đặc điểm lâm sàng, cận lâm sàng và các thông số phẫu thuật giữa hai tập dữ liệu (huấn luyện và kiểm định).

Bảng 2. Hiệu năng mô hình Random Forest trên tập kiểm định.

Thông số	Random Forest
AUC	0,752
Độ nhạy	0,521
Độ đặc hiệu	0,804
Giá trị tiên đoán dương tại ngưỡng tối ưu	0,636
Giá trị tiên đoán âm tại ngưỡng tối ưu	0,720
Điểm Brier	0,203
Calibration intercept	0,079
Calibration slope	0,758

Mô hình Random Forest cho thấy hiệu năng dự báo tương đối tốt trên tập kiểm định với AUC đạt 0,752, độ đặc hiệu cao (0,804) và giá trị tiên đoán âm tốt (0,720).

Bảng 3. Mức độ quan trọng của biến trong mô hình Random Forest.

Biến số	Mức độ quan trọng (%)
Điểm MELD	100
Lượng máu truyền trong mổ	52
Thời gian thiếu máu ấm	50
Nồng độ lactate 6 giờ sau ghép	43
Tuổi	34
Thời gian thiếu máu lạnh	26
Thời gian phẫu thuật	21

Từ kết quả của bảng 3 cho thấy điểm MELD là yếu tố tiên lượng mạnh nhất đối với tình trạng AKI sau ghép gan. Tiếp đến là lượng máu truyền trong mổ, thời gian thiếu máu ấm và nồng độ lactate 6 giờ sau ghép.

Bảng 4. Phân tầng nguy cơ theo mô hình Random Forest và kết cục lâm sàng.

Nhóm nguy cơ	Xác suất Random Forest (%)	AKI thực tế (%)	Thời gian nằm ICU (ngày)
Thấp	< 10	0	4 (4 - 4)
Trung bình	10 - 30	0	4 (4 - 5)
Cao	30 - 60	33	7 (5 - 7)
Rất cao	> 60	48	7,5 (6 - 12)

Ở nhóm dự báo nguy cơ thấp và trung bình không ghi nhận AKI thực tế. Nhóm nguy cơ cao có tỷ lệ AKI tăng 33% và đạt 48% ở nhóm nguy cơ rất cao, đồng thời thời gian nằm ICU ở nhóm này kéo dài nhất (trung vị 7,5 ngày).

BÀN LUẬN

Việc phân chia dữ liệu thành hai tập huấn luyện và kiểm định cho thấy sự nhất quán về đặc điểm lâm sàng, đảm bảo mô hình được xây dựng trên dữ liệu có tính đại diện và hạn chế nguy cơ sai lệch phân bố. Mô hình Random Forest cho thấy hiệu năng dự báo ở mức khá quan, đặc biệt là khả năng sàng lọc nhóm nguy cơ thông qua độ đặc hiệu cao và giá trị tiên đoán âm tốt.

Kết quả này tương đồng với nghiên cứu của Chiofolo và CS (2019) tại Mayo Clinic trên BN hồi sức. Giá trị AUC đạt 0,882 cho thấy khả năng phân biệt khá tốt của thuật toán trong bối cảnh lâm sàng phức tạp [9]. Tương tự, trong phân tích tổng hợp của Song và CS (2022) về dự báo AKI sau phẫu thuật tim, các mô hình học máy - bao gồm Random Forest - nhìn chung thể hiện hiệu năng vượt trội hơn so với các mô hình thống kê cổ điển như hồi quy logistic [10]. Điều này củng cố các thuật toán dựa trên cây quyết định có ưu thế vượt trội trong tiên lượng AKI ở nhiều quần thể BN khác nhau.

Kết quả nghiên cứu khẳng định giá trị của mô hình trong việc sàng lọc sớm và loại trừ các trường hợp nguy cơ thấp, giúp tập trung nguồn lực cho nhóm BN nguy cơ cao. Tuy nhiên, độ nhạy còn hạn chế cho thấy cần tiếp tục tối ưu hoá mô hình nhằm tăng khả năng phát hiện AKI trong những giờ đầu sau mổ - thời điểm can thiệp kịp thời có thể cải thiện đáng kể kết cục sàng lọc cho BN.

Phân tích mức độ quan trọng của biến cho thấy mô hình nhận diện đúng các yếu tố sinh lý bệnh quan trọng của AKI sau ghép gan, bao gồm điểm MELD, nồng độ lactate sau mổ, thời gian thiếu máu ấm và lượng máu truyền. Các biến này phản ánh tình trạng suy gan, rối loạn huyết động và chuyển hoá - những cơ chế trung tâm của AKI. Ưu thế của các yếu tố này củng cố giá trị sinh học của mô hình, đồng thời cho thấy mô hình Random Forest không chỉ dự đoán tốt mà còn phù hợp với bản chất đa yếu tố của AKI.

Mặc dù quy mô mẫu nghiên cứu còn hạn chế (hơn 200 trường hợp ghép gan), mô hình Random Forest vẫn cho thấy hiệu năng dự báo khá quan với $AUC = 0,752$ và độ đặc hiệu cao. Điều này phản ánh ưu thế của thuật toán trong xử lý dữ liệu phức tạp, phi tuyến tính, cũng như khả năng hoạt động ổn định ngay cả khi cỡ mẫu giới hạn.

Trong tương lai, các thuật toán học máy như Random Forest, XGBoost và Deep Learning có tiềm năng hỗ trợ mạnh mẽ cho phân tầng nguy cơ và dự báo biến cố sau ghép gan. Khi dữ liệu lớn hơn và đa trung tâm được tích hợp, các mô hình này không chỉ cải thiện độ chính xác dự báo mà còn trở thành công cụ hỗ trợ quyết định lâm sàng quan trọng.

KẾT LUẬN

Mô hình học máy Random Forest cho thấy hiệu năng mức khá trong dự đoán sớm AKI sau ghép gan, với $AUC 0,752$ và độ đặc hiệu 0,804 trên tập kiểm định độc

lập. Các yếu tố dự báo quan trọng nhất của AKI sau ghép gan đó là điểm MELD, lượng máu truyền trong mổ, thời gian thiếu máu nóng và xét nghiệm lactate huyết thanh tại thời điểm 6 giờ sau phẫu thuật.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Moura AF, Costa AL, Evangelista MTC, et al. Frequency of acute kidney injury in post-liver transplantation and associated factors: A systematic review. *J Bras Nefrol.* Oct-Dec 2025; 47(4): e20250022. DOI: 10.1590/2175-8239-JBN-2025-0022en.

2. He ZL, Zhou JB, Liu ZK, et al. Application of machine learning models for predicting acute kidney injury following donation after cardiac death liver transplantation. *Hepatobiliary Pancreat Dis Int.* Jun 2021; 20(3):222-231. DOI: 10.1016/j.hbpd.2021.02.001.

3. Lee HC, Yoon SB, Yang SM, et al. Prediction of acute kidney injury after liver transplantation: Machine learning approaches vs. logistic regression model. *Journal of Clinical Medicine.* Nov 8 2018; 7(11). DOI: 10.3390/jcm7110428.

4. Zhang Y, Yang D, Liu Z, et al. An explainable supervised machine learning predictor of acute kidney injury after adult deceased donor liver transplantation. *J Transl Med.* Jul 28 2021; 19(1):321. DOI: 10.1186/s12967-021-02990-4.

5. Khwaja A. KDIGO clinical practice guidelines for acute kidney injury.

Nephron Clin Pract. 2012; 120(4):c179-84. DOI: 10.1159/000339789.

6. Zongyi Y, Baifeng L, Funian Z, Hao L, Xin W. Risk factors of acute kidney injury after orthotopic liver transplantation in China. *Scientific reports.* 2017/01/30; 7(1):41555. DOI: 10.1038/srep41555.

7. Romano TG, Schmidtbauer I, Silva FM, Pompilio CE, D'Albuquerque LA, Macedo E. Role of MELD score and serum creatinine as prognostic tools for the development of acute kidney injury after liver transplantation. *PLoS One.* 2013; 8(5): e64089. DOI: 10.1371/journal.pone.0064089.

8. Barreto AGC, Daher EF, Junior GBS, et al. Risk factors for acute kidney injury and 30-day mortality after liver transplantation. *Annals of Hepatology.* 2015/09/01; 14(5):688-694. DOI: [https://doi.org/10.1016/S1665-2681\(19\)30763-X](https://doi.org/10.1016/S1665-2681(19)30763-X).

9. Chiofolo C, Chbat N, Ghosh E, Eshelman L, Kashani K. Automated continuous acute kidney injury prediction and surveillance: A Random Forest model. *Mayo Clin Proc.* May 2019; 94(5):783-792. DOI: 10.1016/j.mayocp.2019.02.009.

10. Song Z, Yang Z, Hou M, Shi X. Machine learning in predicting cardiac surgery-associated acute kidney injury: A systematic review and meta-analysis. Systematic Review. *Frontiers in Cardiovascular Medicine.* 2022-September-15; 9. DOI: 10.3389/fcvm.2022.951881.