

แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ทำนายปริมาณเลือดออกหลังผ่าตัดหัวใจ โรงพยาบาลสมุทรสาคร Artificial Intelligence-Based Prediction of Postoperative Blood Loss in Cardiac Surgery in Samutsakhon Hospital

ณัฐพงศ์ รุ่งมัน พ.บ.,
วว. ศัลยศาสตร์ทรวงอก
กลุ่มงานศัลยกรรม
โรงพยาบาลสมุทรสาคร
จังหวัดสมุทรสาคร

Nuttapong Ruaman M.D.,
Dip., Thai Board of Thoracic Surgery
Divison of Surgery
Samutsakhon Hospital
Samut Sakhon

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์: เพื่อพัฒนาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ในการทำนายปริมาณเลือดหลังผ่าตัดหัวใจแบบเปิดภายใน 4 ชั่วโมงแรก และทำนายความเสี่ยงของการเกิดภาวะเลือดออกมากกว่า 400 มิลลิลิตร และประเมินศักยภาพในการประยุกต์ใช้เป็นเครื่องมือตัดสินใจทางคลินิก

วิธีการศึกษา: การศึกษาเชิงพรรณนาย้อนหลังในผู้ป่วยผ่าตัดหัวใจแบบเปิด จำนวน 530 ราย ที่โรงพยาบาลสมุทรสาคร ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2562 ถึง 30 เมษายน พ.ศ. 2568 ใช้ข้อมูลทางคลินิกก่อน, ระหว่าง, และหลังผ่าตัด พัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้แบบมีผู้สอน ได้แก่ RandomForest, HistGradientBoosting, และ XGBoost เพื่อทำนายทั้งการเกิดภาวะเลือดออกมากกว่า 400 มิลลิลิตร ใน 4 ชั่วโมง (เชิงประเภท) และปริมาณเลือดออกแบบต่อเนื่อง (เชิงปริมาณ) โดยการเขียนโค้ดโปรแกรมภาษาไพทอน ในการพัฒนาแบบจำลองได้ใช้วิธี 3-fold cross-validation เพื่อปรับแต่งพารามิเตอร์แบบจำลองและประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยวิธี 5-fold cross-validation ด้วย precision, recall, F1-score, accuracy, area under the receiver operator characteristic curve (ROC AUC), mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), และ coefficient of determination (R^2)

ผลการศึกษา: ผู้ป่วยที่เลือดออกหลังผ่าตัดมากกว่า 400 มิลลิลิตร ใน 4 ชั่วโมง มีเกล็ดเลือดก่อนผ่าตัดต่ำกว่า ระยะเวลาการหนีบหลอดเลือดแดงใหญ่ ระยะเวลาการใช้เครื่องหัวใจและปอดเทียมนานกว่า และชนิดการผ่าตัดแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ($\chi^2 = 9.43$; $p = .02$) โดยการผ่าตัดบายพาสเส้นเลือดหัวใจ (CABG) ร่วมกับลิ้นหัวใจพบได้

บ่งชี้ว่า ส่วนแบบจำลอง XGBoost ให้ประสิทธิภาพดีที่สุดในการพยากรณ์เชิงประเภท โดยมีค่า precision 0.783, recall 0.684, F1-score 0.728, accuracy 0.909, และ ROC AUC 0.923 แสดงถึงความสามารถในการจำแนกผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงได้ดี สำหรับการพยากรณ์เชิงปริมาณ XGBoost ให้ค่า MAE 85.17 มิลลิลิตร, RMSE 119.80 มิลลิลิตร, และ R^2 0.620 โดยผลการทำนายมีความสอดคล้องกับค่าจริง แม้พบแนวโน้มประเมินต่ำกว่าค่าจริงในช่วงที่มีการเสียเลือดสูงมาก

สรุป: แบบจำลอง XGBoost มีศักยภาพในการใช้เป็นเครื่องมือช่วยประเมินความเสี่ยงและปริมาณเลือดออกหลังผ่าตัดหัวใจ ซึ่งอาจช่วยสนับสนุนการวางแผนจัดการเลือดและการตัดสินใจทางคลินิกเกี่ยวกับการเตรียมเลือดได้อย่างเหมาะสม

คำสำคัญ: การผ่าตัดหัวใจแบบเปิด ปัญญาประดิษฐ์ การเรียนรู้ของเครื่อง เลือดออกหลังผ่าตัด

วารสารแพทย์เขต 4-5 2569 ; 45(3) : 343–352.

Abstract

Objective: To develop and compare the performance of artificial intelligence-based models for predicting blood loss volume within the first 4 hours after open heart surgery and for identifying patients at risk of postoperative bleeding greater than 400 mL, and to evaluate their potential application as a clinical decision-support tool

Methods: A retrospective descriptive study was conducted in 530 patients who underwent open heart surgery at Samutsakhon Hospital between January 1, 2019, and April 30, 2025. Preoperative, intraoperative, and postoperative clinical data were used to develop supervised machine learning models, including Random Forest, HistGradientBoosting, and XGBoost. The models were designed to predict both postoperative bleeding greater than 400 mL within 4 hours (classification task) and continuous blood loss volume (regression task). Model development was performed using Python programming language. Hyperparameter tuning was conducted using 3-fold cross-validation, and model performance was subsequently evaluated using 5-fold cross-validation. Classification performance was assessed using precision, recall, F1-score, accuracy, and area under the receiver operating characteristic curve (ROC AUC), whereas regression performance was evaluated using mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), and coefficient of determination (R^2).

Results: Patients with postoperative bleeding greater than 400 mL within 4 hours had lower preoperative platelet counts, longer aortic cross-clamp time, longer cardiopulmonary bypass time, and significantly different surgical procedures ($\chi^2 = 9.43$; $p = .02$), with combined coronary artery bypass grafting (CABG) and valve surgery occurring more frequently in the high-bleeding group. Among the evaluated models, XGBoost demonstrated the best classification performance, achieving a precision of 0.783, recall of 0.684, F1-score of 0.728, accuracy of 0.909, and ROC AUC of 0.923. For continuous blood loss prediction, XGBoost achieved a MAE of 85.17 mL, RMSE of 119.80 mL,

and R^2 of 0.620. Predicted values showed good agreement with observed blood loss, although a tendency toward underestimation was observed in patients with extremely high bleeding volumes.

Conclusion: The XGBoost model demonstrated strong potential as a clinical decision-support tool for assessing the risk and volume of postoperative bleeding following open heart surgery. Its application may facilitate perioperative blood management and improve clinical decision-making regarding blood preparation and resource utilization.

Keywords: open heart surgery, artificial intelligence, machine learning, postoperative blood loss

Received: Feb 16, 2026; Revised: Apr 16, 2026; Accepted: Jul 31, 2026

Reg 4-5 Med J 2026 ; 45(3) : 343–352.

บทนำ

การผ่าตัดหัวใจเป็นการผ่าตัดใหญ่ที่มีการเสียเลือดมากในระหว่างผ่าตัด โดยอาจเป็นปัจจัยของคนไข้ ได้แก่ อายุที่มาก¹ ค่าดัชนีมวลกายต่ำ² ระดับค่าการแข็งตัวของเลือดในแนวทางเวชปฏิบัติแนะนำให้ระดับค่า INR น้อยกว่า 1.5 เพื่อลดเลือดออกหลังผ่าตัด³ และระดับเกล็ดเลือดที่ต่ำกว่า 100×10^9 /ลิตร) สัมพันธ์กับภาวะแทรกซ้อนและเลือดที่ออกหลังผ่าตัดมากขึ้น ปัจจัยในระหว่างการผ่าตัด ได้แก่ การได้รับยาต้านแข็งตัวของเลือดในระหว่างการผ่าตัด การใช้เครื่องปอดและหัวใจเทียมมากกว่า 150 นาที การหนีบเส้นเลือดแดงใหญ่ในระหว่างผ่าตัดหัวใจมากกว่า 60 นาที สัมพันธ์กับการให้เลือดทดแทนมากขึ้นหลังผ่าตัด¹

ในทางปฏิบัติได้นิยามปริมาณเลือดออกมาก (major hemorrhage) หมายถึง การเสียเลือดที่เกินกว่า 1 เท่าของปริมาตรเลือดภายใน 24 ชั่วโมง หรือการเสียเลือดมากกว่า 1.5 มิลลิลิตรต่อน้ำหนักตัว กิโลกรัมต่อชั่วโมง ต่อเนื่องเป็นระยะเวลา 6 ชั่วโมง⁴ ซึ่งเทียบได้กับการเสียเลือดมากกว่า 1,500 มิลลิลิตร ใน 24 ชั่วโมง หรือมากกว่า 200 มิลลิลิตร ในช่วงเวลา 2 ชั่วโมงติดต่อกัน การให้เลือดทดแทนโดยไม่จำเป็นทำให้เกิดภาวะแทรกซ้อนตามมาได้ การเตรียมสภาวะร่างกายทั่วไปให้พร้อมก่อนผ่าตัด การวางแผนผ่าตัด

และการติดตามหลังผ่าตัด โดยมาตรการเหล่านี้โดยรวมอยู่ภายใต้แนวคิดการจัดการเลือดของผู้ป่วยอย่างเหมาะสม (patient blood management: PBM) เพื่อลดการเสียเลือดและหลีกเลี่ยงการให้เลือดโดยไม่จำเป็น⁵ ดังนั้นการใช้ข้อมูลเพื่อทำนายความเสี่ยงของการให้เลือดในผู้ป่วยผ่าตัดหัวใจเพื่อช่วยให้ศัลยแพทย์วิสัญญีแพทย์สามารถวางแผนล่วงหน้าในการเตรียมสำรองเลือด เตรียมการผ่าตัดที่ลดการเสียเลือดโดยไม่จำเป็น

ในการศึกษาที่ผ่านมาได้มีการพัฒนาคะแนนความเสี่ยงเพื่อเป็นตัวช่วยในการตัดสินใจในการให้เลือดทดแทน เช่น Transfusion Risk Understanding Scoring Tool (TRUST)⁶ โดยอาศัยการวิเคราะห์เชิงถดถอย (logistic regression) โดยใช้ตัวแปรทางคลินิกก่อนและหลังผ่าตัด แม้แบบจำลองเหล่านี้จะมีความโปร่งใส ตีความได้ง่าย และผ่านการตรวจสอบจากภายนอก แต่มีข้อจำกัดในการนำไปใช้ในกลุ่มประชากรอื่น ๆ เนื่องจากนโยบายการตัดสินใจการให้เลือดที่มีความหลากหลายในแต่ละสถาบัน

ในระยะหลังได้มีการประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) มาพัฒนาแบบจำลองเพื่อเพิ่มความแม่นยำและความยืดหยุ่นการทำนายความเสี่ยง จัดประเภทความรุนแรงของโรค ซึ่งใช้การ

เรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning) เนื่องจากการเรียนรู้ของเครื่องสามารถตรวจจับความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นและการปฏิสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรจำนวนมาก จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่างานวิจัยการเรียนรู้ของเครื่องเป็นการเรียนรู้แบบแยกประเภท³ ยังไม่มีงานวิจัยที่ทำนายปริมาณเลือดออกหลังผ่าตัดซึ่งจะช่วยประมาณการให้เลือดทดแทนหลังผ่าตัดได้อย่างเหมาะสม

วัตถุประสงค์

เพื่อสร้างแบบจำลองการทำนายปริมาณเลือดออกหลังผ่าตัด เปรียบเทียบประสิทธิภาพและคุณพัตติกรรมของแบบจำลองเมื่อนำไปใช้จริงและสร้างโปรแกรมที่ใช้ทำนายปริมาณเลือดออกหลังผ่าตัด

วิธีการศึกษา

รูปแบบการศึกษาเป็นการศึกษาเชิงพรรณนาย้อนหลัง กลุ่มตัวอย่างคือ ผู้ป่วยที่ได้รับการผ่าตัดหัวใจแบบเปิด โดยขนาดของกลุ่มตัวอย่างได้ใช้สูตรของ Hanley-McNeil equation⁷ ในการคำนวณภายใต้สมมติฐาน $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.20$, expected AUC = 0.70 และสัดส่วนกลุ่มที่เกิดเหตุการณ์ต่อไม่เกิดเหตุการณ์ประมาณ 1:5 ได้ขนาดกลุ่มตัวอย่างขั้นต่ำประมาณ 132 คน เพื่อเพิ่มความเสถียรและความแม่นยำของแบบจำลอง ผู้วิจัยได้รวบรวมข้อมูลย้อนหลังทั้งหมดที่เข้าเกณฑ์การศึกษา จำนวน 530 คน โดยศึกษาข้อมูลจากเวชระเบียนผู้ป่วยที่ได้รับการผ่าตัดตั้งแต่ 1 มกราคม พ.ศ. 2562 ถึง 30 เมษายน พ.ศ. 2568 ในโรงพยาบาลสมุทรสาคร

ข้อมูลประกอบด้วยข้อมูลพื้นฐานคนไข้ ได้แก่ อายุ เพศ โรคประจำตัว อัตราการบีบตัวของหัวใจ (ejection fraction); ข้อมูลการผ่าตัดคนไข้ ได้แก่ ประเภทการผ่าตัด ระยะเวลาหนีบหลอดเลือดแดงใหญ่ (clamp time) ระยะเวลาใช้เครื่องปอดและ

หัวใจเทียม (bypass time); ข้อมูลหลังผ่าตัด ได้แก่ ปริมาณเลือดที่ออกในวาระบายเลือดหลังผ่าตัดใน 4 ชั่วโมงแรก และ 24 ชั่วโมงแรก โดยตัวแปรดังกล่าวถูกใช้เป็นตัวแปรทำนายในการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง วิเคราะห์ค่าสถิติของตัวแปรโดยใช้สถิติพรรณนา ได้แก่ ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน วิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มที่มีเลือดออกน้อยกว่า 400 มิลลิลิตร ภายใน 4 ชั่วโมง และกลุ่มที่เลือดออกมากกว่า 400 มิลลิลิตร ภายใน 4 ชั่วโมง โดยใช้สถิติ chi-square test

ข้อมูลจะถูกเรียนรู้และทำนายผ่านอัลกอริทึมฝึกข้อมูลด้วยการเขียนโค้ดภาษาไพทอน (Python) ในโปรแกรม Visual Studio Code ในขั้นตอนแรกได้ทำการค้นหาจำนวนรอบการเรียนรู้ที่เหมาะสมของโมเดล โดยใช้ 3-fold cross-validation เพื่อปรับแต่งพารามิเตอร์แบบจำลอง (hyperparameter tuning) และคัดเลือกค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด โดยผลการวิเคราะห์พบว่าจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ หลังจากนั้นประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยวิธี 5-fold cross-validation โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ส่วน และหมุนเวียนให้แต่ละส่วนเป็นชุดข้อมูลฝึก จำนวน 4 ส่วน และชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 1 ส่วน โดยใช้อัลกอริทึมฝึกข้อมูล ได้แก่ RandomForest, XGBoost, HisGradientBoosting ในการจำลองการพยากรณ์เชิงประเภทแสดงประสิทธิภาพของแบบจำลองในการจำแนกกลุ่มที่มีเลือดออกมากกว่า 400 มิลลิลิตร ภายใน 4 ชั่วโมง ด้วยค่าความแม่นยำเชิงบวก (precision) ค่าความสามารถในการตรวจจับหรือความไว (recall) ค่าความสมดุลระหว่างความแม่นยำและความไว (F1- score) และค่าความถูกต้องโดยรวม (accuracy) ส่วนการจำลองการพยากรณ์เชิงปริมาณเลือดออกภายใน 4 ชั่วโมง แสดงประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนแบบสัมบูรณ์ (mean absolute error: MAE)

ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (root mean square error: RMSE) และค่าความแปรปรวนของข้อมูล (coefficient of determination; R^2)

หลังจากได้ผลลัพธ์ที่เรียนรู้จากอัลกอริทึมบันทึกแบบจำลองที่ให้ผลดีที่สุดเพื่อนำไปใช้ทำนายผู้ป่วยรายใหม่โดยเลือกจากอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด เพื่อใช้เขียนโปรแกรมกรอกข้อมูลคนไข้ที่จะทำนายปริมาณเลือดออกหลังผ่าตัดหัวใจแบบเปิดใน 4 ชั่วโมงต่อไป

จริยธรรมการวิจัย การศึกษานี้ได้ผ่านการรับรองจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์จากคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในคนของโรงพยาบาลสมุทรสาคร เลขที่ SKH REC 20-2569/V.1

ผลการศึกษา

ข้อมูลพื้นฐานคนไข้ที่ได้รับการผ่าตัดหัวใจแบบเปิด เมื่อแบ่งกลุ่มคนไข้ที่มีเลือดออกน้อยกว่า 400 มิลลิลิตร ภายใน 4 ชั่วโมง และมากกว่า 400 มิลลิลิตร

ภายใน 4 ชั่วโมง พบว่าค่าผลเกล็ดเลือดก่อนผ่าตัดของกลุ่มที่เลือดออกมากกว่ามีค่าต่ำกว่า มีความแตกต่างของชนิดของการผ่าตัดอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($\chi^2 = 9.43$; $df = 3$; $p = .02$) การผ่าตัดบายพาสเส้นเลือดหัวใจร่วมกับการผ่าตัดลิ้นหัวใจมีสัดส่วนสูงกว่าในกลุ่มที่มีเลือดออกมากกว่า 400 มิลลิลิตร ภายใน 4 ชั่วโมง (ร้อยละ 23.3 เทียบกับ ร้อยละ 12.4) ขณะที่การผ่าตัดลิ้นหัวใจอย่างเดียวพบได้มากกว่าในกลุ่มที่มีเลือดออกน้อยกว่า 400 มิลลิลิตร ภายใน 4 ชั่วโมง (ร้อยละ 34.9 เทียบกับ ร้อยละ 28.2) ระยะเวลาการหนีหลอดเลือดแดงใหญ่ (cross clamp time) และระยะเวลาการใช้เครื่องหัวใจและปอดเทียม (bypass time) นานมากกว่าในกลุ่มที่เลือดออกมากกว่า ดังแสดงไว้ในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ข้อมูลพื้นฐานคนไข้ที่ได้รับการผ่าตัดหัวใจแบบเปิด

ข้อมูลพื้นฐาน	ปริมาณเลือดออก ใน 4 ชั่วโมง <400 ml (n = 435)	ปริมาณเลือดออก ใน 4 ชั่วโมง >400 ml (n = 95)	p-value
อายุ (ปี)	61.63 ± 11.88	61.62 ± 12.61	.993
น้ำหนัก (กิโลกรัม)	62.32 ± 11.93	62.82 ± 11.32	.70
ดัชนีมวลกาย (กิโลกรัม/ตารางเมตร)	23.69 ± 4.14	24.80 ± 14.34	.17
ความเข้มข้นเลือด (Hct) ก่อนผ่าตัด (ร้อยละ)	36.83 ± 5.40	36.87 ± 5.71	.95
ปริมาณเกล็ดเลือด (platelet) ก่อน ผ่าตัด ($\times 10^3$ /ไมโครลิตร)	253.59 ± 86.94	233.21 ± 85.83	.03
ค่าการแข็งตัวของเลือด (INR) ก่อน ผ่าตัด	1.79 ± 0.37	1.28 ± 0.47	.67

ข้อมูลแสดงเป็นค่าเฉลี่ย ± ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (mean ± SD) หรือ จำนวน (ร้อยละ) ตามความเหมาะสม

ตารางที่ 1 ข้อมูลพื้นฐานคนไข้ที่ได้รับการผ่าตัดหัวใจแบบเปิด (ต่อ)

ข้อมูลพื้นฐาน	ปริมาณเลือดออก ใน 4 ชั่วโมง <400 ml (n = 435)	ปริมาณเลือดออก ใน 4 ชั่วโมง >400 ml (n = 95)	p-value
ค่าไต (creatinine) ก่อนผ่าตัด (มิลลิกรัม/เดซิลิตร)	1.73 ± 0.54	1.57 ± 1.64	.82
ค่าการบีบตัวของหัวใจ (ejection fraction) (ร้อยละ)	50.47 ± 14.99	48.93 ± 13.35	.34
ประเภทการผ่าตัด			
Isolated CABG surgery	205 (48.05%)	48 (46.6%)	
Isolated valve surgery	149 (34.9%)	29 (28.2%)	
CABG + valve	53 (12.4%)	24 (23.3%)	
Other surgery	20 (4.7%)	2 (1.9%)	.02
ระยะเวลาการหนีบ หลอดเลือดแดงใหญ่ (clamp time) (นาที)	98.05 ± 47.16	126.94 ± 49.28	< .001
ระยะเวลาใช้เครื่องหัวใจ และปอดเทียม (bypass time) (นาที)	137.95 ± 69.24	175.64 ± 68.11	< .000

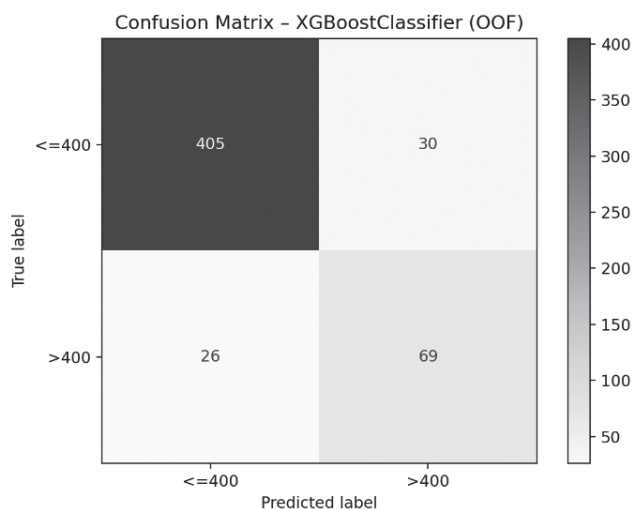
ข้อมูลแสดงเป็นค่าเฉลี่ย ± ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (mean ± SD) หรือ จำนวน (ร้อยละ) ตามความเหมาะสม

เมื่อนำข้อมูลคนไข้มาประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์การเกิดภาวะเลือดออกมากกว่า 400 มิลลิลิตร ภายใน 4 ชั่วโมงแรกหลังผ่าตัด แสดงไว้ในตารางที่ 2 พบว่าอัลกอริทึมทั้งสามชนิดมีค่าความถูกต้องโดยรวมอยู่ในระดับสูง แบบจำลอง XGBoost ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุด โดยมีโอกาสเป็นกลุ่มเสี่ยงจริงประมาณ ร้อยละ 78.3 ตรวจพบเป็นกลุ่มเสี่ยงจริง ร้อยละ 68.4 มีค่าความสมดุลระหว่างความแม่นยำในการเตือนและความสามารถในการตรวจจับผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยง เท่ากับ 0.728 และจำแนกผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงได้ถูกต้องโดยรวม ร้อยละ 90.9 ขณะที่ RandomForest มีค่า recall ต่ำกว่าแบบจำลองอื่น สะท้อนถึงข้อจำกัดในการตรวจจับผู้ป่วยที่มีเลือดออก

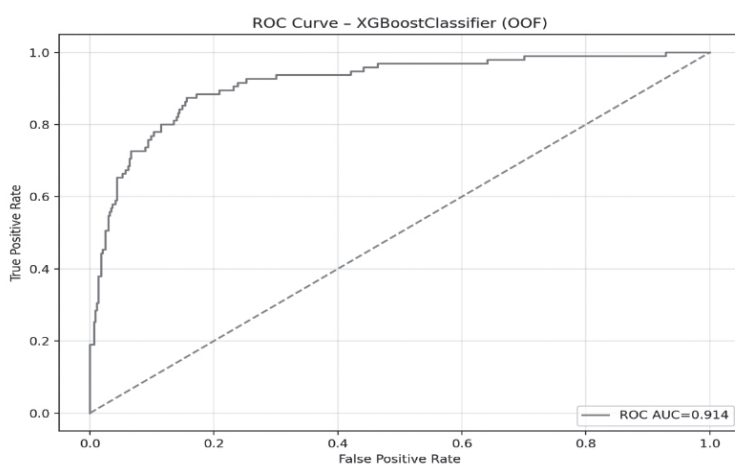
สูงจริง เมื่อพิจารณาจาก confusion matrix ของ XGBoost แสดงไว้ในภาพที่ 1 พบว่าสามารถทำนายผู้ป่วยที่มีปริมาณเลือดออกน้อยกว่า 400 มิลลิลิตร ได้ถูกต้องจำนวนมาก (true negative = 405 ราย) และสามารถตรวจจับผู้ป่วยที่มีเลือดออกมากกว่า 400 มิลลิลิตรได้ถูกต้อง 69 ราย โดยมีการพลาดการตรวจจับ (false negative) 26 ราย ซึ่งยังอยู่ในระดับที่ยอมรับได้สำหรับการใช้งานเชิงคัดกรอง นอกจากนี้ เมื่อพิจารณาจาก ROC curve ของ XGBoost แสดงไว้ในภาพที่ 2 พบว่ามีค่า ROC AUC เท่ากับ 0.932 แสดงถึงความสามารถในการจำแนกกลุ่มเสี่ยงและไม่เสี่ยงได้ดีมากและมีเสถียรภาพในการพยากรณ์ โดยลดอคติจากการประเมินบนข้อมูลที่ฝึกโมเดล

ตารางที่ 2 ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์เชิงประเมท

ชนิดอัลกอริทึม	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
HistGradientBoosting	0.726	0.632	0.671	0.891
RandomForest	0.855	0.453	0.590	0.887
XGBoost	0.783	0.684	0.728	0.909



ภาพที่ 1 Confusion matrix ของอัลกอริทึม XGBoost ในการพยากรณ์ภาวะเลือดออกภายใน 4 ชั่วโมงหลังผ่าตัด



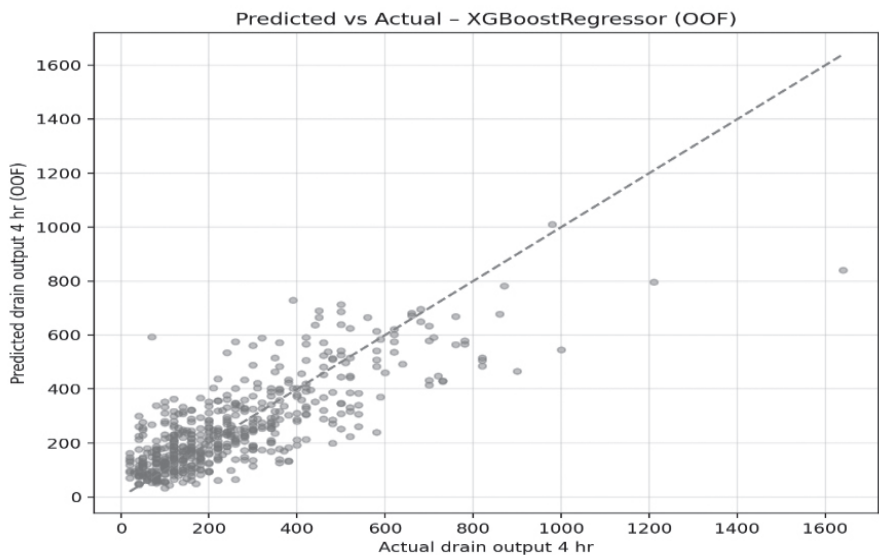
ภาพที่ 2 กราฟแสดง learning curve ของแบบจำลองพยากรณ์เชิงปริมาณที่ดีที่สุดก่อนและหลังปรับแต่งพารามิเตอร์

เมื่อเปรียบเทียบอัลกอริทึมในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์เชิงปริมาณเลือดออกหลังผ่าตัดใน 4 ชั่วโมงแรก แสดงไว้ในตารางที่ 3 พบว่าแบบจำลอง XGBoost ให้ประสิทธิภาพดีที่สุด ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนแบบสัมบูรณ์เลือดออก 85.17 มิลลิลิตร ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง 119.80 มิลลิลิตร ค่าความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของปริมาณเลือดออกได้มากกว่าร้อยละ 62 เมื่อพิจารณาจากกราฟ predicted as actual แสดงไว้ในภาพที่ 3 พบว่าค่าที่แบบจำลองทำนายมีแนวโน้มสอดคล้องกับค่าจริง โดยจุดข้อมูล

ส่วนใหญ่อยู่ใกล้เส้นอ้างอิง ($y = x$) อย่างไรก็ตาม ในช่วงที่ปริมาณเลือดออกสูงมาก (มากกว่า 800–1,000 มิลลิลิตร) พบแนวโน้มการประเมินต่ำกว่าค่าจริง (underestimation) ซึ่งสะท้อนถึงความท้าทายในการพยากรณ์เหตุการณ์รุนแรงที่เกิดขึ้นไม่บ่อย เมื่อเปรียบเทียบกับ HistGradientBoosting และ RandomForest พบว่า XGBoost มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าอย่างสม่ำเสมอและให้ค่า R^2 สูงที่สุด แสดงถึงศักยภาพที่เหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ประเมินปริมาณเลือดออกในทางคลินิก

ตารางที่ 3 ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์เชิงปริมาณ

ชนิดอัลกอริทึม	MAE	RMSE	R^2
HistGradientBoosting	90.881 ± 3.993	128.066 ± 8.929	0.561 ± 0.091
RandomForest	86.189 ± 3.757	121.477 ± 5.046	0.602 ± 0.092
XGBoost	85.165 ± 2.083	119.795 ± 9.029	0.620 ± 0.050



ภาพที่ 3 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่แบบจำลองพยากรณ์กับค่าจริงของปริมาณเลือดออกภายใน 4 ชั่วโมง

วิจารณ์

งานศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าจำนวนเกล็ดเลือดก่อนผ่าตัดที่ต่ำ การใช้เครื่องปอดและหัวใจเทียมที่นาน มีความสัมพันธ์กับการมีเลือดออกหลังผ่าตัดมากขึ้น โดยเฉพาะในผู้ป่วยที่ได้รับการผ่าตัดร่วมหลายหัตถการ ซึ่งโดยธรรมชาติของการผ่าตัดที่ซับซ้อนขึ้นส่งผลให้ระยะเวลาการหนีบหลอดเลือดแดงใหญ่และระยะเวลาการใช้เครื่องหัวใจและปอดเทียมยาวนานขึ้น ทั้งสองปัจจัยนี้มีส่วนทำให้เกิด platelet activation และ consumption เพิ่มขึ้นตามกลไกทางสรีรวิทยา^๕ นอกจากนี้ บางการศึกษาพบว่าระดับเกล็ดเลือดก่อนผ่าตัดเป็นตัวทำนายอิสระของการเสียเลือดและการให้เลือดหลังผ่าตัดหัวใจ^๖

เมื่อนำปัจจัยที่สัมพันธ์กับภาวะเลือดออกหลังผ่าตัดไปพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์การเกิดภาวะเลือดออกมากกว่า 400 มิลลิลิตร ภายใน 4 ชั่วโมงแรกหลังผ่าตัด พบว่าแบบจำลอง XGBoost มีประสิทธิภาพโดดเด่นทั้งในการจำแนกผู้ป่วยที่มีความเสี่ยงต่อภาวะเลือดออกมากกว่า 400 มิลลิลิตร ภายใน 4 ชั่วโมงหลังผ่าตัด และในการพยากรณ์ปริมาณเลือดออกแบบต่อเนื่อง เมื่อเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมอื่น ๆ บ่งชี้ว่าแบบจำลองสามารถแยกผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงได้ดี ซึ่งเป็นคุณสมบัติสำคัญสำหรับเครื่องมือช่วยในการตัดสินใจทางคลินิก เพื่อคัดกรองผู้ป่วยที่อาจต้องการการจัดการเตรียมผลิตภัณฑ์เลือดหลังผ่าตัด แต่ยังมีข้อจำกัดเฉพาะบางช่วงของปริมาณเลือดที่สูงมากซึ่งโมเดลมักประเมินต่ำกว่าค่าจริง ซึ่งอาจสะท้อนถึงจำนวนตัวอย่างในช่วงเหล่านี้ที่มีน้อยและความแปรปรวนที่สูง การปรับปรุงโมเดลด้วยเทคนิคเพิ่มน้ำหนักตัวอย่าง (data augmentation) หรือการรวมตัวแปรทางชีวภาพที่เกี่ยวข้องกับคนไข้เพิ่มเติม อาจช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ในช่วงสูงสุดของการเสียเลือด

ในการดูแลผู้ป่วยหัวใจ การประเมินภาวะเลือดออกและการจัดการเลือดอย่างเหมาะสมมีความสำคัญ การให้เลือดระหว่างหรือหลังการผ่าตัดหัวใจมีความสัมพันธ์กับผลลัพธ์ทางคลินิกที่สำคัญ หลาย

งานวิจัยได้รายงานว่าการให้เลือดแดงในผู้ป่วยผ่าตัดหัวใจมีความเสี่ยงทั้งในระยะสั้นและระยะยาว ได้แก่ ความเสี่ยงต่อภาวะหัวใจล้มเหลว การติดเชื้อ การทำงานของไตลดลง และอัตราการเสียชีวิตสูงขึ้นเมื่อเทียบกับผู้ป่วยที่ไม่ได้รับเลือด ซึ่งมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตามปริมาณเลือดที่ได้รับ^๗ นอกจากนี้ การให้เลือดแบบกว้าง (liberal transfusion) เมื่อเปรียบเทียบกับการให้เลือดแบบเข้มงวดตามเกณฑ์ (restrictive thresholds) ยังไม่ให้ผลลัพธ์ที่ต่างกันอย่างชัดเจนในการวัดการเสียชีวิตภายใน 30 วัน ซึ่งชี้ให้เห็นว่าการตัดสินใจให้เลือดควรคำนึงถึงปัจจัยทางคลินิกเฉพาะรายและผลลัพธ์ผู้ป่วยมากกว่าการใช้เกณฑ์ทั่วไปอย่างเดียวย¹⁰

การประเมินโอกาสภาวะเลือดออกก่อนที่จะถึงจุดที่ต้องให้เลือด มีความหมายในทางคลินิกมากกว่าการใช้เกณฑ์แบบคงที่เพียงอย่างเดียว เพราะสามารถลดการให้เลือดโดยไม่จำเป็นและมุ่งเน้นการเตรียมทรัพยากรกับผู้ป่วยที่มีแนวโน้มสูงจริง การใช้โมเดลพยากรณ์จึงอาจถูกนำมาประยุกต์ในระบบบริหารจัดการเลือดและการวางแผนดูแล เพื่อเสริมสร้างการให้เลือดที่มีประสิทธิภาพและปลอดภัยยิ่งขึ้น

อย่างไรก็ตาม การศึกษานี้ยังมีข้อจำกัดหลายประการ ประการแรก เป็นการศึกษาย้อนหลังจากศูนย์การแพทย์แห่งเดียว (single-center retrospective study) มีขนาดกลุ่มตัวอย่างค่อนข้างจำกัด; ประการที่สอง แบบจำลองได้รับการพัฒนายังไม่มีการทดสอบกับข้อมูลภายนอก (external validation); ประการที่สาม แม้จะมีการใช้วิธี cross-validation เพื่อลดความเอนเอียงของแบบจำลอง แต่ยังคงมีความเป็นไปได้ของการเกิด overfitting นอกจากนี้ ในทางคลินิกไม่สามารถระบุปริมาณผลิตภัณฑ์เลือดที่ควรให้ได้อย่างชัดเจนในเชิงปริมาณ เช่น จำนวนถุงของเลือดหรือส่วนประกอบเลือดที่เหมาะสม การตัดสินใจให้ผลิตภัณฑ์เลือดยังคงอาศัยการประเมินทางคลินิกร่วมกับปริมาณเลือดที่ออกจากสายระบายหลังผ่าตัด

สรุป

แบบจำลอง XGBoost มีประสิทธิภาพดีในการทำนายความเสี่ยงและปริมาณเลือดออกภายใน 4 ชั่วโมงแรกหลังผ่าตัดหัวใจแบบเปิด โดยอาจเป็นพื้นฐานสำหรับการพัฒนาเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิกด้านการจัดการเลือดในอนาคต

เอกสารอ้างอิง

1. Klein AA, Collier T, Yeates J, Miles LF, Fletcher SN, Evans C, et al. The ACTA PORT-score for predicting perioperative risk of blood transfusion for adult cardiac surgery. *Br J Anaesth*. 2017;119(3):394–401. doi: 10.1093/bja/aex205.
2. Cunha CBCD, Lima TA, Ferraz DLM, Silva ITC, Santiago MKD, Sena GR, et al. Predicting the need for blood transfusions in cardiac surgery: A comparison between machine learning algorithms and established risk scores in the Brazilian Population. *Braz J Cardiovasc Surg*. 2024;39(2):e20230212. doi: 10.21470/1678-9741-2023-0212.
3. Liu S, Zhou R, Xia XQ, Ren H, Wang LY, Sang RR, et al. Machine learning models to predict red blood cell transfusion in patients undergoing mitral valve surgery. *Ann Transl Med*. 2021;9(7):530. doi: 10.21037/atm-20-7375.
4. Boyko Y, Rasmussen SB, Bartoszko J, van Klei WA, McCluskey S, Karkouti K, et al. Blood transfusion and acute kidney injury after cardiac surgery: A retrospective observational study. *Can J Anaesth*. 2025;72(10):1534–43. doi: 10.1007/s12630-025-03036-9.
5. Meybohm P, Richards T, Isbister J, Hofmann A, Shander A, Goodnough LT, et al. Patient blood management bundles to facilitate implementation. *Transfus Med Rev*. 2017;31(1):62–71. doi: 10.1016/j.tmr.2016.05.012.
6. Karkouti K, O'Farrell R, Yau TM, Beattie WS. Prediction of massive blood transfusion in cardiac surgery. *Can J Anaesth*. 2006;53(8):781–94. doi: 10.1007/BF03022795.
7. Hanley JA, McNeil BJ. A method of comparing the areas under receiver operating characteristic curves derived from the same cases. *Radiology*. 1983;148(3):839–43. doi: 10.1148/radiology.148.3.6878708.
8. Paparella D, Yau TM, Young E. Cardiopulmonary bypass induced inflammation: pathophysiology and treatment. An update. *Eur J Cardiothorac Surg*. 2002;21(2):232–44. doi: 10.1016/s1010-7940(01)01099-5.
9. Kim HJ, Kim JE, Lee JY, Lee SH, Jung JS, Son HS. Perioperative red blood cell transfusion is associated with adverse cardiovascular outcomes in heart valve surgery. *Anesth Analg*. 2023;137(1):153–61. doi: 10.1213/ANE.0000000000006245.
10. Patel NN, Avlonitis VS, Jones HE, Reeves BC, Sterne JAC, Murphy GJ. Indications for red blood cell transfusion in cardiac surgery: A systematic review and meta-analysis. *Lancet Haematol*. 2015;2(12):e543–53. doi: 10.1016/S2352-3026(15)00198-2.