



Telaah Sistematis Terhadap Analisis Penggunaan Algoritma *Machine Learning* untuk *Acute Kidney Injury* pada Pasien dengan Infark Miokard

Marilaeta Cindryani Ra Ratumasa¹, I Ketut Suryana², Tjokorda Gde Agung Senapathi¹, Vanessa Juventia Hadiwijono^{3*}

1. Departemen Anestesiologi dan Terapi Intensif, Fakultas Kedokteran, Universitas Udayana - RSUP Prof I.G.N.G. Ngoerah, Bali, Indonesia
2. Departemen Penyakit Dalam, Fakultas Kedokteran, Universitas Udayana - RSUP Prof I.G.N.G. Ngoerah, Bali, Indonesia
3. Program Studi Anestesiologi dan Terapi Intensif, Fakultas Kedokteran, Universitas Udayana, Bali, Indonesia

*penulis korespondensi

DOI:10.55497/majanestrcicar.v43i1.432

ABSTRAK

Acute kidney injury (AKI) merupakan kondisi yang umum terjadi dan memiliki kontribusi terhadap morbiditas dan mortalitas yang tinggi pada pasien yang mengalami infark miokard. Identifikasi dini dan intervensi yang tepat pada pasien berisiko AKI sangat penting, terutama dalam konteks prosedur kardiovaskular seperti angiografi koroner dan bedah jantung. *Machine learning* (ML) tentunya berpotensi besar dalam mendukung deteksi dini AKI pada pasien dengan cedera miokard. Oleh karena itu, telaah sistematis ini bertujuan untuk menganalisis studi-studi terkini mengenai penggunaan ML untuk deteksi dini AKI pada pasien yang mengalami infark miokard dalam konteks angiografi koroner hingga bedah jantung. Dengan memahami peran teknologi ini, diharapkan dapat ditemukan cara-cara baru untuk meningkatkan deteksi dan pengelolaan AKI, serta mengurangi komplikasi yang terkait dengan cedera ginjal pada pasien kardiovaskular. Tinjauan sistematis ini dibuat berdasarkan dari panduan *Preferred Reporting Items for Systematic Review and Meta-Analysis* (PRISMA). Basis data didapatkan dari Pubmed, Cochrane Central (Wiley), Embase (Elsevier), serta ClinicalTrials.gov menggunakan operator Boolean AND dan OR di mana dibatasi pencarian dari tahun 2014-2024. Penilaian kualitas studi menggunakan skor QUADAS. Teknologi ML dan AI menawarkan alat yang menjanjikan untuk meningkatkan akurasi prediksi, memungkinkan pengawasan yang lebih baik, dan intervensi yang lebih tepat waktu. Namun, beragam jenis algoritma dengan pendekatan yang berbeda dilibatkan dalam studi ini. Penelitian lebih lanjut diperlukan untuk mengintegrasikan teknologi ini ke dalam praktik klinis sehari-hari dan meningkatkan penanganan pasien dengan risiko tinggi AKI.

Kata Kunci: Gagal ginjal akut; infark miokard; *machine learning*; tinjauan sistematis



Analysis of Machine Learning Algorithm Application for Acute Kidney Injury in Patients with Myocardial Infarction: A Systematic Review

Marilaeta Cindryani Ra Ratumasa¹, I Ketut Suryana², Tjokorda Gde Agung Senapathi¹, Vanessa Juventia Hadiwijono^{3*}

- 1. Department of Anesthesiology and Intensive Therapy, Faculty of Medicine, Universitas Udayana – Prof. I.G.N.G. Ngoerah General Hospital, Bali, Indonesia*
- 2. Department of Internal Medicine, Faculty of Medicine, Universitas Udayana – Prof. I.G.N.G. Ngoerah General Hospital, Bali, Indonesia*
- 3. Study Program of Anesthesiology and Intensive Therapy, Faculty of Medicine, Universitas Udayana, Bali, Indonesia*

**corresponding author*

DOI:10.55497/majanestcricar.v43i1.432

ABSTRACT

Acute kidney injury (AKI) is a common condition that contributes to high morbidity and mortality in patients with myocardial infarction. Early identification and appropriate intervention in patients at risk for AKI are crucial, particularly in the context of cardiovascular procedures. Machine learning (ML) has great potential in supporting the early detection of AKI in patients with myocardial injury. Therefore, this systematic review aims to analyze recent studies on the use of machine learning for early detection of AKI in patients with myocardial infarction in the context of coronary angiography and heart surgery. This systematic review was conducted based on the Preferred Reporting Items for Systematic Review and Meta-Analysis (PRISMA) guidelines. Data were obtained from Pubmed, Cochrane Central (Wiley), Embase (Elsevier), and ClinicalTrials.gov using Boolean operators AND and OR which was limited to studies published from 2014 to 2024. Study quality was assessed using the QUADAS score. Machine learning and AI technologies offer promising tools to improve prediction accuracy, enabling better surveillance and more timely interventions. However, various types of algorithms with different approaches were involved in this study. Further research was needed to integrate these technologies into daily clinical practice and enhance the management of patients at high risk for AKI.

Keywords: *Acute kidney injury; machine learning; myocardial infarction; systematic review*

PENDAHULUAN

Acute kidney injury (AKI) merupakan kondisi yang umum terjadi dan memiliki kontribusi terhadap morbiditas dan mortalitas yang tinggi pada pasien yang mengalami infark miokard.¹ Identifikasi dini dan intervensi yang tepat pada pasien berisiko AKI sangat penting, terutama dalam konteks prosedur kardiovaskular seperti angiografi koroner dan bedah jantung. Infark miokard sering kali memerlukan tindakan invasif untuk meningkatkan tekanan hemodinamik dan berisiko akan menyebabkan disfungsi ginjal.² Insiden AKI pada pasien yang mengalami infark miokard akut berada dalam rentang 7,1-29,3% yang mana sangat terkait dengan peningkatan angka mortalitas pasca serangan infark. Oleh sebab itu identifikasi dini akan faktor risiko infark miokard sangat krusial untuk menentukan prognosis dan tatalaksana yang akan diambil.³ Sindrom klinis AKI ditandai dengan penurunan fungsi ginjal yang cepat dan dapat terjadi dalam berbagai kondisi medis, termasuk bedah jantung, angiografi koroner, dan infark miokard. Identifikasi dini AKI memiliki signifikansi klinis karena dapat meningkatkan pengelolaan, mencegah komplikasi lebih lanjut, dan memperbaiki prognosis pasien. Faktor risiko yang berkontribusi terhadap AKI dalam konteks kardiovaskular meliputi penggunaan agen kontras, gangguan perfusi ginjal, dan kondisi hemodinamik yang tidak stabil.^{2,4} Teknologi *machine learning* (ML) dan *artificial intelligence* (AI) telah diperkenalkan ke dalam lingkungan klinis untuk memproses data besar, mengidentifikasi pola, dan menghasilkan prediksi berbasis data historis. Dalam beberapa tahun terakhir, ML dan AI telah menunjukkan potensi dalam prediksi risiko AKI dengan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode tradisional, seperti skor risiko sederhana dan analisis laboratorium konvensional.⁵ ML tentunya berpotensi besar dalam mendukung deteksi dini AKI pada pasien dengan cedera miokard. Dengan kemampuannya untuk menganalisis data dalam jumlah besar dan mengidentifikasi pola yang mungkin tidak terdeteksi oleh metode konvensional, algoritma ML dapat membantu dalam memprediksi perkembangan AKI dan memungkinkan tindakan proaktif untuk memperbaiki hasil pasien.

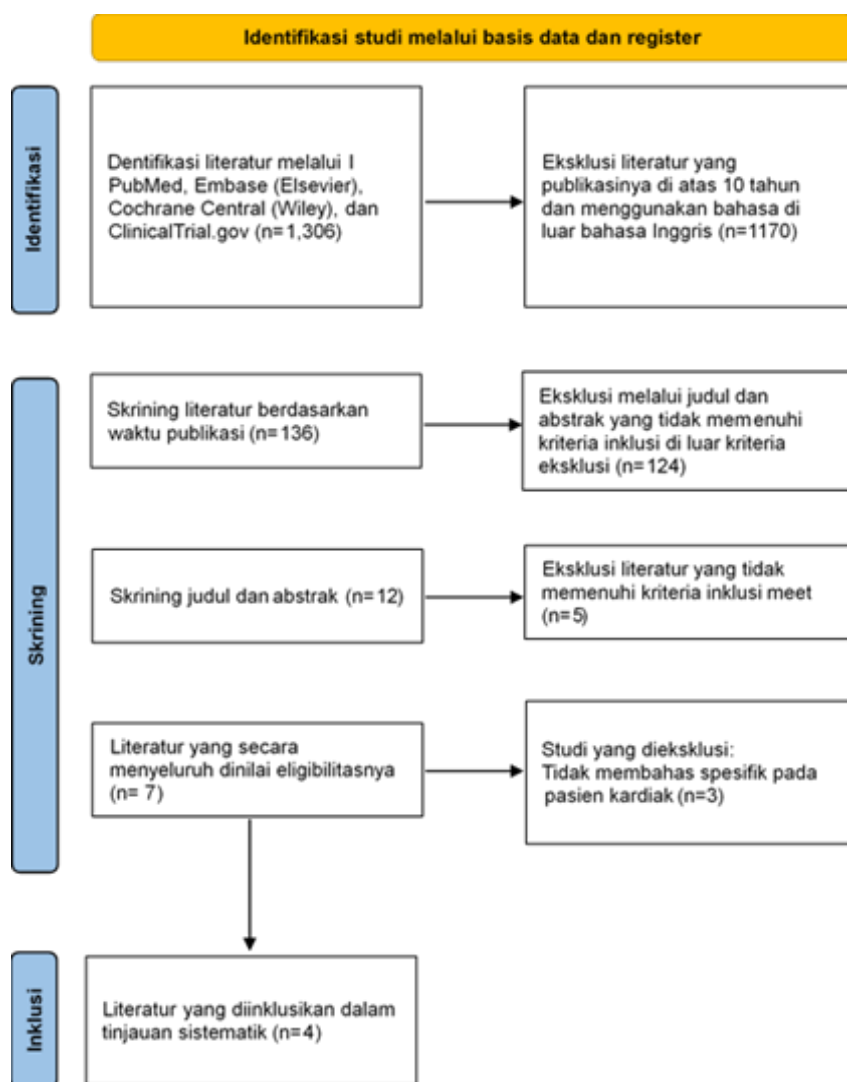
Meskipun penelitian yang mengintegrasikan ML dalam deteksi dini AKI masih berkembang, semakin banyak bukti yang menunjukkan efektivitas metode ini dalam meningkatkan pengawasan pasien dan mengoptimalkan manajemen klinis. Sebuah studi oleh Churpek *et al.* menunjukkan bahwa model prediksi yang menggunakan algoritma ML dapat mengidentifikasi pasien dengan risiko tinggi AKI lebih awal daripada metode tradisional, memungkinkan intervensi lebih awal dan strategi perlindungan ginjal.⁶ Oleh karena itu, telaah sistematis ini bertujuan untuk menganalisis studi-studi terbaru mengenai penggunaan ML dalam deteksi dini AKI pada pasien dengan infark miokard, dalam konteks angiografi koroner hingga bedah jantung. Dengan memahami peran teknologi ini, diharapkan dapat ditemukan pendekatan baru untuk meningkatkan deteksi dan pengelolaan AKI, serta mengurangi komplikasi yang terkait dengan cedera ginjal pada pasien kardiovaskular.

METODE

Tinjauan sistematis ini disusun berdasarkan pedoman *Preferred Reporting Items for Systematic Review and Meta-Analysis* (PRISMA). Kata kunci pencarian menggunakan kombinasi istilah "*machine learning*", "*acute kidney injury*", dan "*myocardial infarction*" (Tabel 1), dengan alur pencarian yang ditampilkan pada Gambar 1. Pencarian dilakukan pada basis data PubMed, Cochrane Central (Wiley), Embase (Elsevier), dan ClinicalTrials.gov, menggunakan operator Boolean AND dan OR, serta dibatasi pada rentang tahun 2014–2024. Studi diseleksi berdasarkan relevansi judul dan abstrak, dengan pengecualian untuk artikel *non-peer-reviewed*, tanpa abstrak, studi pada hewan, dan duplikasi. Semua studi yang menilai akurasi diagnostik AKI menggunakan ML pada pasien infark miokard diikutsertakan, dan kualitas studi dinilai menggunakan skor QUADAS.

HASIL

Pendekatan analisis data menggunakan algoritma *machine learning* dapat digunakan untuk memprediksi efek samping yang terjadi pada pasien dengan penyakit kardiovaskuler (Tabel 2 dan 3).



Gambar 1. Alur PRISMA

Pada penelitian yang dilakukan oleh Cai *et al.* pada tahun 2022, diajukan suatu model ML untuk menilai risiko infark miokard dan takiaritmia pasca infark pada basis data MIMIC. Kriteria eksklusi yang diterapkan adalah pasien dengan usia di bawah 18 atau lebih dari 90 tahun, tanpa hasil serum kreatinin/troponin serta lebih dari 5% data yang tidak lengkap. Basis data MIMIC yang digunakan dibagi menjadi 70% dimasukkan ke dalam kohort training, sedangkan 30% sisanya untuk kohort testing. Data yang dikumpulkan akan meliputi demografi, komorbid, tanda klinis dan parameter laboratorium.³

Algoritma yang digunakan adalah *Decision Tree* (DT), *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest* (RF), *Naïve Bayes* (NB), dan *XGBoost* dengan kelebihan dan kekurangannya masing-masing. DT sangat luwes digunakan dalam

berbagai studi terutama untuk regresi dan klasifikasi, SVM baik untuk data yang terbatas, RF dapat mengelompokkan parameter yang lemah supaya mendapatkan prediksi yang lebih kuat, serta *XGBoost* dapat mengoptimalkan level gradien terhadap data yang diuji. Kemudian untuk visualisasi dan evaluasi model digunakan analisis regresi logistik dan untuk penentuan performa model menggunakan kurva kalibrasi, AUC, dan *precision-recall*.³

Luaran studi yang diukur adalah *Estimated Glomerular Filtration Rate* (eGFR) menggunakan usia dan serum kreatinin. Lalu diagnosis AKI didasarkan pada panduan praktik klinik internasional.³ Hasil studi menunjukkan AUC pada regresi logistik didapatkan sekitar 0,615 dan meningkat menjadi 0,713 saat disertai variabel lainnya. Sedangkan performa terbaik

Tabel 1. Kata kunci pencarian

Kata Kunci Pencarian
artificial intelligence: "artificial intelligence"[MeSH Terms] OR ("artificial"[All Fields] AND "intelligence"[All Fields]) OR "artificial intelligence"[All Fields]
machine learning: "machine learning"[MeSH Terms] OR ("machine"[All Fields] AND "learning"[All Fields]) OR "machine learning"[All Fields]
acute kidney injury: "acute kidney injury"[MeSH Terms] OR ("acute"[All Fields] AND "kidney"[All Fields] AND "injury"[All Fields]) OR "acute kidney injury"[All Fields]
acute renal failure: "acute kidney injury"[MeSH Terms] OR ("acute"[All Fields] AND "kidney"[All Fields] AND "injury"[All Fields]) OR "acute kidney injury"[All Fields] OR ("acute"[All Fields] AND "renal"[All Fields] AND "failure"[All Fields]) OR "acute renal failure"[All Fields]
Acute Renal Insufficiencies: "acute kidney injury"[MeSH Terms] OR ("acute"[All Fields] AND "kidney"[All Fields] AND "injury"[All Fields]) OR "acute kidney injury"[All Fields] OR ("acute"[All Fields] AND "renal"[All Fields] AND "insufficiencies"[All Fields]) OR "acute renal insufficiencies"[All Fields]
Acute Kidney Insufficiencies: "acute kidney injury"[MeSH Terms] OR ("acute"[All Fields] AND "kidney"[All Fields] AND "injury"[All Fields]) OR "acute kidney injury"[All Fields] OR ("acute"[All Fields] AND "kidney"[All Fields] AND "insufficiencies"[All Fields]) OR "acute kidney insufficiencies"[All Fields]
infarction: "infarctation"[All Fields] OR "infarcted"[All Fields] OR "infarctic"[All Fields] OR "infarcting"[All Fields] OR "infarction"[MeSH Terms] OR "infarction"[All Fields] OR "infarct"[All Fields] OR "infarctions"[All Fields] OR "infarcts"[All Fields] OR "infarctive"[All Fields]
infarct: "infarctation"[All Fields] OR "infarcted"[All Fields] OR "infarctic"[All Fields] OR "infarcting"[All Fields] OR "infarction"[MeSH Terms] OR "infarction"[All Fields] OR "infarct"[All Fields] OR "infarctions"[All Fields] OR "infarcts"[All Fields] OR "infarctive"[All Fields]
ischemic heart disease: "ischaemic heart disease"[All Fields] OR "myocardial ischemia"[MeSH Terms] OR ("myocardial"[All Fields] AND "ischemia"[All Fields]) OR "myocardial ischemia"[All Fields] OR ("ischemic"[All Fields] AND "heart"[All Fields] AND "disease"[All Fields]) OR "ischemic heart disease"[All Fields] OR "coronary artery disease"[MeSH Terms] OR ("coronary"[All Fields] AND "artery"[All Fields] AND "disease"[All Fields]) OR "coronary artery disease"[All Fields]
myocardial infarction: "myocardial infarction"[MeSH Terms] OR ("myocardial"[All Fields] AND "infarction"[All Fields]) OR "myocardial infarction"[All Fields]

yang ada pada kohort validasi adalah dengan 20 variabel (AUC 0,686).³

Kohort testing menunjukkan bahwa model RF-20 melebihi model lainnya dengan AUC 0,733). Model RF memiliki performa terbaik untuk prediksi AKI pada pasien infark miokard (AUC 0,781). Adapun kejadian AKI pada studi ini adalah 28,2% sejalan dengan batas atas statistik dari penelitian-penelitian sebelumnya.³

Identifikasi AKI secara dini ternyata pada studi ini didapatkan mampu meningkatkan luaran, sedangkan ML berfungsi untuk mengidentifikasi faktor risiko. Keterbatasan studi ini antara lain desain penelitian yang diterapkan pada satu tempat saja dan juga permasalahan *overfitting* terkait dengan dataset buatan. Peneliti menyarankan agar di masa depan dapat

dibuatkan studi-studi lain untuk validasi model algoritma dengan jumlah yang lebih besar, kohort yang lebih variatif, dan luaran yang lebih bersifat jangka panjang.³

Angiografi koroner merupakan langkah diagnostik yang kritical dalam manajemen penyakit jantung koroner. Prosedur ini melibatkan penggunaan zat kontras yang dapat berpotensi toksik bagi ginjal, khususnya pada pasien dengan faktor risiko tertentu, seperti diabetes mellitus, hipertensi, atau riwayat penyakit ginjal. Paparan terhadap medium kontras ini dapat memicu nefropati akibat kontras (*contrast-induced nephropaty*), yang berpotensi berkontribusi terhadap perkembangan AKI.⁸

Pada pasien pasca angiografi koroner, terjadinya AKI dapat meningkat pada pasien dengan

Tabel 2. Karakteristik studi

Studi	Judul	Database	Variabel yang dilibatkan	Skor QUADAS
Wei <i>et al.</i> ⁹ (2024)	Artificial intelligence algorithms permits rapid acute kidney injury risk classification of patients with acute myocardial infarction	MIMIC III dan IV	eGFR, Kreatinin, <i>Blood Urea Nitrogen</i> , Syok kardiogenik, CKMB, Troponin T, Glukosa, Hemoglobin, Usia, Laju nadi Atrial fibrilasi, Platelet, APTT, Kalsium	12
Cai <i>et al.</i> ³ (2022)	Predicting acute kidney injury risk in acute myocardial infarction patients: An artificial intelligence model using medical information mart for intensive care databases	MIMIC III (30%) dan IV (70%)	Kreatinin, APTT, Glukosa, Jumlah platelet, Atrial fibrilasi, Fosfat, Laju nadi, Jumlah sel darah merah, Tekanan darah intrarterial, CKMB, Rerata tekanan sistolik, Magnesium, Troponin T, Suhu, Klorida, PTT, BUN, Usia, Hematokrit, Kalsium, Hemoglobin, Kalium, Hipertensi, Laju napas, Bikarbonat	12
Kalisnik <i>et al.</i> ¹⁰ (2022)	Artificial intelligence-based early detection of acute kidney injury after cardiac surgery	Data pasien bedah jantung cardiopulmonary bypass (CPB) di Departemen Bedah Jantung Klinikum Nürnberg—Paracelsus Medical University (Nuremberg, Jerman)	Perbedaan eGFR pre operasi dengan eGFR 6-12 jam, eGFR <12 jam pasca operasi, Usia, Luaran drainase dalam 0-12 jam, eGFR saat di ICU pertama kali, Hemoglobin pasca operasi, Fraksi ejeksi pre operasi, Hemoglobin pre operasi, Waktu cross clamp, eGFR pre operasi, Kebutuhan transfusi pRBC intraoperasi, Riwayat atrial fibrilasi, PPOK, Administrasi diuretic pre operasi, Riwayat pembedahan kardiak, Tekanan darah intrarterial pasca operasi, Penyakit vascular perifer, Infeksi pre operasi, Operasi emergensi	12
Ibrahim <i>et al.</i> ⁸ (2018)	Aclinical, proteomics, and artificial intelligence-driven model to predict acute kidney injury in patients undergoing coronary angiography	Data pasien yang menjalani angiografi di Massa chusetts General Hospital Boston, Massachusetts	Usia, Jenis kelamin laki-laki, Ras kaukasia, BMI, Laju nadi, Tekanan darah sistolik dan idastolik, Merokok, Atrial fibrilasi atau flutter, Hipertensi, Penyakit arteri coroner, Riwayat infark miokard, PPOK, Diabetes tipe I atau II, Penyakit serebrovaskular, Gagal ginjal kronis, Riwayat angioplasti, Riwayat pemasangan stent, Riwayat coronary artery bypassgrafting, Riwayat PCI, ACEi/ARB, Beta bloker, Aldosteron antagonist, Loop diuretics, Nitrat, Calcium channel blocker, Statin, Aspirin, Warfarin, Klopidoget, Fraksi ejeksi ventrikel kiri, Natrium, BUN, BUN/SC, Kreatinin, eGFR, Hemoglobin, HbA1C CRP, CD5 antigen-like, Faktor VII, Osteopontin	12

diabetes, penyakit ginjal kronik, dan gagal jantung. Penyebab AKI periprosedural yang paling sering adalah disebabkan oleh kontras dan ateroemboli. Adapun diagnosis AKI lebih banyak bersandar pada kreatinin serum dan laju filtrasi glomerulus (eGFR) namun pengukuran

tersebut tidak terlalu prediktif untuk risiko AKI sehingga studi dari Ibrahim *et al.* pada tahun 2018 sudah mencoba memasukkan biomarker dan proteomik berbasis AI untuk memprediksi risiko AKI.⁸

Studi ini melibatkan data dari 1.251 pasien yang

Tabel 3. Hasil dari algoritma

Studi	Algoritma	AUC	Lower bound	Upper bound	Sensivitas	Spesifitas	Akurasi	SE
Wei <i>et al.</i> ⁹ (2024)	RF dengan grup validasi 1	0,761	0,729	0,792				0,016492147
	C5.0 dengan grup validasi 1	0,733	0,697	0,769				0,018848168
	Bagged CART dengan grup validasi 1	0,725	0,690	0,760				0,018324607
	RF dengan grup validasi 2	0,799	0,741	0,856				0,030104712
	C5.0 dengan grup validasi 2	0,808	0,753	0,862				0,028534031
	Bagged CART dengan grup validasi 2	0,784	0,731	0,838				0,028010471
Cai <i>et al.</i> ³ (2022)	RF-semua variabel	0,770	0,740	0,720	74,8%	69,8%	73,5%	0,015968586
	DT-semua variabel	0,637	0,602	0,829	71,6%	53,8%	67,0%	0,018324607
	LR-semua variabel	0,686	0,653	0,859	74,3%	55,0%	69,0%	0,017539267
Kalisnik <i>et al.</i> ¹⁰ (2022)	DynaLab-LR	0,827	0,824	0,829	71,0%	73,2%	72,9%	0,001308901
	DynaLab-A(K)I	0,859	0,858	0,859	72,9%	78,0%	80,5%	0,00026178
	Detect-A(K)I	0,880	0,876	0,894	78,0%	78,9%	82,1%	0,004712042
Ibrahim <i>et al.</i> ⁸ (2018)	CASABLANCA (NCT NCT00842868)	0,82			77,0%	75,0%		

menjalani prosedur sejak tahun 2008 hingga 2011, dengan kriteria eksklusi mencakup pasien tanpa angiogram serta mereka yang memiliki data tidak lengkap. Didapatkan 889 pasien yang dapat dimasukkan ke dalam analisis data. Variabel klinis dilihat dari laporan saat prosedur. Definisi AKI prosedural dibuat berdasarkan peningkatan spesifik kreatinin serum atau penurunan luaran urin. Kemudian dilakukan uji statistik perbandingan antara pasien yang mendapat AKI dan yang tidak.⁸ Hasil yang didapatkan bahwa pasien yang mengalami AKI memiliki fraksi ejeksi ventrikel kiri yang lebih rendah dan level *Blood Urea Nitrogen* (BUN) yang lebih tinggi. Terdapat perbedaan karakteristik yang signifikan pada karakteristik dasar kelompok pasien yang mengalami AKI dan yang tidak AKI. Didapatkan 6 prediktor yang teridentifikasi dari model ML di mana dapat mencapai AUC 0,79 dalam memprediksi AKI prosedural, dengan sensitivitas

dan spesifisitas yang tinggi. Selain itu didapatkan juga peningkatan skor pada model menandakan adanya nilai prediktif yang kuat untuk terjadinya AKI prosedural pada kedua kelompok. Adapun tanda inflamasi seperti *C-reactive protein* (CRP) dan osteopontin menjadi prediktor signifikan untuk AKI. Namun kelemahan dari studi ini adalah jumlah sampelnya lebih banyak berjenis kelamin pria dan ras Kaukasia serta kurangnya data dari volume kontras yang dimasukkan.⁸ Penelitian berikutnya dari Wei *et al.* yang lain pada tahun 2024 lebih menyoroti tentang pentingnya klasifikasi risiko AKI pada pasien infark miokard pasca tindakan antara lain angiografi koroner.⁹ Kriteria inklusi yang digunakan adalah pasien infark miokard akut berusia 18-90 tahun dengan kriteria eksklusi adalah hasil tes yang inadkuat, infeksi berat atau data yang tidak lengkap. Basis data yang digunakan adalah gabungan dari MIMIC III dan IV di mana 80% digunakan untuk

training set dan 20% untuk *test set*. Kemudian dua kohort pasien dari pusat bedah jantung dipakai untuk validasi eksternal sehingga total pasien yang dimasukkan datanya adalah 3.882 dari MIMIC, 2.202 dari Changzhou, dan 807 dari Xuzhou.⁹

Luaran studi yang dievaluasi adalah kriteria diagnosis AKI yakni peningkatan kreatinin dan penurunan jumlah urin. Algoritma Boruta digunakan untuk menyeleksi fitur model yang sesuai dan beberapa model ML digunakan seperti SVM, RF, dan XGBoost. Model-model tersebut dilatih untuk semakin meningkatkan akurasi prediksi lewat metode pembelajaran yang diberlakukan.⁹

Untuk validasi performa model digunakan *Decision Curve Analysis* (DCA) dan memperhitungkan sensitivitas, spesifisitas, presisi, *recall*, dan parameter yang sesuai sedangkan variabel kategorik dianalisis menggunakan Chi-square atau Fisher's exact test.⁹

Insiden AKI diperoleh 27,7% pada kohort training dan 30,3% pada kohort testing. Tidak ditemukan adanya perbedaan kejadian AKI di antara kedua kelompok tersebut. Kedua puluh prediktor signifikan telah teridentifikasi untuk pembentukan model validasi.⁹

Studi ini juga menguji validasi dari hasil pada dua populasi yang berbeda. Namun, secara keseluruhan, model RF, *bagged* CART, dan C5.0 menunjukkan performa terbaik pada training dan *test group*. Namun ditemukan bahwa algoritma RF memiliki kalibrasi terbaik dan akurasi tertinggi dalam memprediksi luaran. Insiden AKI yang terjadi bervariasi antar kohort karena perbedaan demografi dan tampilan klinis. Adapun faktor yang mempengaruhi risiko AKI adalah usia, jenis kelamin, dan kondisi premorbid sebelumnya. Mekanisme AKI pada pasien AMI diduga disebabkan oleh vasokonstriksi renal dan inflamasi. Namun kekurangan studi ini adalah jumlah sampel dan keterwakilan dataset yang kecil. Peneliti menyarankan untuk memvalidasi model menggunakan kohort eksternal lainnya dan mengintegrasikan data tambahan ke dalamnya.⁹

Selain angiografi koroner, pasien mungkin memerlukan prosedur pembedahan jantung seperti perbaikan katup atau bypass koroner,

di mana rentan terhadap komplikasi ginjal lebih lanjut. Selama pembedahan jantung, beberapa faktor termasuk perfusi yang tidak adekuat, dosis anestesi, serta penggunaan pompa jantung, dapat berkontribusi terhadap risiko AKI. Dengan demikian, deteksi dini perubahan fungsi ginjal sebelum, selama, dan setelah prosedur tersebut menjadi sangat penting untuk mitigasi risiko dan peningkatan hasil klinis.⁹

Menurut studi oleh Kalisnik *et al.*, mereka menganalisis data dari 7.507 pasien yang menjalani bedah jantung pada periode 2008–2018. Kriteria AKI ditetapkan berdasarkan pedoman *Kidney Disease: Improving Global Outcomes* (KDIGO), dan berbagai algoritma ML diterapkan untuk memprediksi AKI dalam 12 jam pasca pembedahan. Analisis mencakup faktor demografi, penyakit komorbid, status kebugaran jantung preoperatif, serta variabel intraoperatif dan pascaoperatif lainnya, seperti kadar hemoglobin dan kreatinin. Dari total 7.507 pasien, sekitar 22,6% mengalami AKI terkait bedah jantung (*cardiac surgery-associated AKI/CS-AKI*). Selain itu, model algoritma yang dikembangkan, Detect-A(K)I, menunjukkan performa yang baik dalam mendeteksi AKI dengan nilai *Area Under the Curve* (AUC) 88,0%, sensitivitas 78,0%, spesifisitas 78,9%, dan akurasi 82,1%. Kelebihan fitur dari model yang dikembangkan adalah penambahan nilai perubahan serial dari kreatinin dan hemoglobin, perubahan variabel perdarahan, kegawatan intraoperasi, waktu iskemik jantung dan fungsi jantung. Variabel demografis seperti usia dan penyakit komorbid seperti Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK), penyakit vaskuler perifer, infeksi serta penggunaan diuretik juga dicantumkan.¹⁰ Integrasi penggunaan ML dan kedokteran klinis dalam deteksi AKI pada rumah sakit dengan sumber daya terbatas (*low-resource hospital*) dapat menjadi solusi yang efektif, hemat biaya, dan berbiaya perawatan rendah selama menggunakan dataset yang baik. Beragam jenis algoritma dengan pendekatan yang berbeda dilibatkan dalam studi ini. Hal ini juga menjadi tantangan untuk analisis dari data karena variasi algoritma pada ML terus berkembang. Walaupun beberapa studi menggunakan dataset yang sama, namun dalam pengujian validasi eksternal melibatkan sampel

dengan kriteria inklusi yang berbeda. Beberapa studi juga tidak melakukan uji validasi eksternal. Selain itu, variabel yang dimasukkan dalam algoritma juga berbeda setiap studinya sehingga menyebabkan hambatan dalam menilai tingkat akurasi dengan algoritma yang sama. Populasi studi ini juga beragam di mana studi ini melibatkan pasien yang mengalami infark miokard yang menjalani berbagai prosedur. Namun, hal ini membuka peluang bagi penelitian selanjutnya dengan metode dan jumlah sampel yang lebih baik untuk terus mengembangkan penggunaan ML dalam aplikasi klinis. Namun, penelitian lebih lanjut masih diperlukan untuk mengintegrasikan teknologi ini ke dalam praktik klinis sehari-hari dan agar meningkatkan penanganan pasien dengan risiko tinggi AKI mengingat besarnya sampel yang dibutuhkan untuk melatih ML.

SIMPULAN

Dengan meningkatnya populasi pasien yang menjalani prosedur kardiovaskular, penting untuk mengoptimalkan deteksi dini AKI untuk mengurangi komplikasi dan meningkatkan hasil klinis. Dari penelitian yang ada saat ini, kita dapat menyimpulkan bahwa teknologi ML dan AI menawarkan alat yang menjanjikan untuk meningkatkan akurasi prediksi, memungkinkan pengawasan yang lebih baik, dan intervensi yang lebih tepat waktu dengan nilai akurasi yang cukup baik dan berbagai jenis algoritma.

KONFLIK KEPENTINGAN

Penulis menyatakan tidak memiliki konflik kepentingan apapun dalam penulisan karya ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Cheng H, Ye N, Xu F, Zhu C. WCN24-2267 establishment of machine learning-based risk prediction model for acute kidney injury after acute myocardial infarction. *Kidney Int Rep.* 2024;9(4):S328–9. doi: 10.1016/j.ekir.2024.02.635.
- Wang C, Pei YY, Ma YH, Ma XL, Liu ZW, Zhu JH, et al. Risk factors for acute kidney injury in patients with acute myocardial infarction. *Chin Med J (Engl).* 2019 Jul 20;132(14):1660-5. doi: 10.1097/CM9.0000000000000293.
- Cai D, Xiao T, Zou A, Mao L, Chi B, Wang Y, et al. Predicting acute kidney injury risk in acute myocardial infarction patients: An artificial intelligence model using medical information mart for intensive care databases. *Front Cardiovasc Med.* 2022 Sep 7;9:964894. doi: 10.3389/fcvm.2022.964894.
- Kuno T, Mikami T, Sahashi Y, Numasawa Y, Suzuki M, Noma S, et al. Machine learning prediction model of acute kidney injury after percutaneous coronary intervention. *Sci Rep.* 2022 Jan 14;12(1):749. doi: 10.1038/s41598-021-04372-8.
- Gottlieb ER, Samuel M, Bonventre JV, Celi LA, Mattie H. Machine Learning for Acute Kidney Injury Prediction in the Intensive Care Unit. *Adv Chronic Kidney Dis.* 2022 Sep;29(5):431-438. doi: 10.1053/j.ackd.2022.06.005.
- Churpek MM, Carey KA, Edelson DP, Singh T, Astor BC, Gilbert ER, et al. Internal and External Validation of a Machine Learning Risk Score for Acute Kidney Injury. *JAMA Netw Open.* 2020 Aug 3;3(8):e2012892. doi: 10.1001/jamanetworkopen.2020.12892.
- Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, Boutron I, Hoffmann TC, Mulrow CD, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ.* 2021 Mar 29;372:n71. doi: 10.1136/bmj.n71.
- Ibrahim NE, McCarthy CP, Shrestha S, Gaggin HK, Mukai R, Magaret CA, et al. A clinical, proteomics, and artificial intelligence-driven model to predict acute kidney injury in patients undergoing coronary angiography. *Clin Cardiol.* 2019 Feb;42(2):292-8. doi: 10.1002/clc.23143.
- Wei J, Cai D, Xiao T, Chen Q, Zhu W, Gu Q, et al. Artificial intelligence algorithms permits rapid acute kidney injury risk classification of patients with acute myocardial infarction. *Heliyon.* 2024 Aug 8;10(16):e36051. doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e36051.
- Kalisnik JM, Bauer A, Vogt FA, Stickl FJ, Zibert J, Fittkau M, et al. Artificial intelligence-based early detection of acute kidney injury after cardiac surgery. *Eur J Cardiothorac Surg.* 2022 Oct 4;62(5):ezac289. doi: 10.1093/ejcts/ezac289.