

Pemanfaatan Kecerdasan Buatan dalam Sistem Pelaporan Insiden Keselamatan Pasien: Tinjauan Literatur

The Utilization of Artificial Intelligence in Patient Safety Incident Reporting Systems: A Literature Review

Andrew Jeremia¹, Mardiaty Nadjib²

¹Program Studi Kajian Administrasi Rumah Sakit, Fakultas Kesehatan Masyarakat Universitas Indonesia

²Departemen Administrasi dan Kebijakan Kesehatan, Fakultas Kesehatan Masyarakat Universitas Indonesia

Korespondensi Penulis: andrew.jeremia@gmail.com

ABSTRACT

Incident reporting is a critical component in fostering a culture of patient safety in hospitals. However, the analysis of narrative-based reports is often time-consuming and resource-intensive, thereby hindering the effectiveness of incident reporting and learning systems. Although artificial intelligence (AI) has been widely explored in healthcare, its application in patient safety incident reporting remains limited and under-researched. This study aims to evaluate the use of AI in patient safety incident reporting systems using a literature review method. A total of 179 articles were identified from the ProQuest database through structured searching, and 9 articles were selected for in-depth analysis. The findings indicate that AI, particularly through machine learning and natural language processing (NLP), has been applied to classify incident types, detect risk patterns, and predict events from electronic medical records. Furthermore, AI simplifies the reporting process through free-text narratives, reducing administrative burden and increasing reporter participation. Key challenges in implementation include infrastructure readiness, system integration, and data protection. In conclusion, AI holds significant potential to enhance the efficiency and effectiveness of incident reporting systems, provided it is supported by adaptive and secure implementation strategies.

Keywords : patient safety, incident reporting, artificial intelligence

ABSTRAK

Pelaporan insiden keselamatan pasien merupakan komponen penting dalam membangun budaya keselamatan di rumah sakit. Namun, proses analisis laporan yang bersifat naratif sering kali memakan waktu dan sumber daya, sehingga menghambat efektivitas sistem pelaporan dan pembelajaran insiden. Walaupun kecerdasan buatan (AI) telah dieksplorasi secara luas di layanan kesehatan, pemanfaatannya dalam pelaporan insiden keselamatan pasien masih belum optimal dan belum banyak dikaji. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi pemanfaatan AI dalam sistem pelaporan insiden keselamatan pasien dengan metode tinjauan literatur. Sebanyak 179 artikel diidentifikasi dari *database* ProQuest melalui pencarian terstruktur, dan 9 artikel dianalisis secara mendalam. Hasil menunjukkan bahwa AI, melalui *machine learning* dan *natural language processing* (NLP), telah digunakan untuk mengklasifikasikan jenis insiden, mendeteksi pola risiko, dan memprediksi kejadian dari data rekam medis elektronik. Selain itu, AI juga menyederhanakan proses pelaporan melalui narasi bebas, sehingga mengurangi beban administratif dan meningkatkan partisipasi pelapor. Tantangan utama dalam implementasi AI meliputi kesiapan infrastruktur, integrasi sistem, dan perlindungan data. AI memiliki potensi besar untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas sistem pelaporan insiden, asalkan didukung oleh strategi implementasi yang adaptif dan aman.

Kata Kunci : keselamatan pasien, pelaporan insiden, kecerdasan buatan

PENDAHULUAN

Pelaporan insiden keselamatan pasien merupakan hal yang esensial dalam membangun budaya keselamatan di rumah sakit. Melalui pelaporan insiden, organisasi dapat belajar dari kesalahan untuk mencegah terulangnya kejadian yang tidak diharapkan (Kodate et al., 2021). Sistem pelaporan insiden telah diadopsi secara luas sebagai sarana pembelajaran organisasi dan peningkatan mutu layanan, serta menjadi bagian integral dari strategi nasional di berbagai negara (Donaldson et al., 2021). Tanpa analisis insiden yang baik, strategi rumah sakit untuk melakukan perbaikan bisa jadi kurang tepat.

Selain analisis dan investigasi per insiden, kumpulan laporan insiden perlu dilihat secara *helicopter view*. Gambaran dari pola atau tren ini dapat memberikan wawasan bagi rumah sakit untuk mengambil langkah strategis dalam keselamatan pasien (Donaldson et al., 2021). Analisis agregat dari data insiden memungkinkan identifikasi faktor risiko sistemik dan area yang memerlukan intervensi prioritas (Sinha, 2024). Misalnya, rumah sakit dapat mengidentifikasi pola umum dalam insiden yang dilaporkan, seperti frekuensi kejadian tertentu, lokasi kejadian, atau jenis kesalahan yang paling sering terjadi (Kodate et al., 2021). Informasi ini dapat digunakan untuk merancang program pelatihan yang lebih efektif, mengubah prosedur operasional, atau mengalokasikan sumber daya tambahan ke area yang paling membutuhkan perbaikan. Oleh karena itu, diperlukan sumber daya yang memadai untuk melakukan proses analisis tersebut.

Meskipun sistem pelaporan insiden telah menjadi komponen penting dalam upaya peningkatan keselamatan pasien, proses analisis terhadap laporan-laporan tersebut masih menghadapi berbagai tantangan. Salah satu tantangan utama adalah sifatnya yang sangat memakan waktu dan tenaga. Setiap laporan insiden umumnya disusun dalam format naratif bebas, yang memerlukan pembacaan dan interpretasi manual oleh analis atau tim keselamatan pasien. Dalam

praktiknya, keterbatasan jumlah sumber daya manusia yang terlatih untuk melakukan analisis mendalam sering kali menyebabkan keterlambatan dalam identifikasi pola risiko dan tindak lanjut yang diperlukan (Donaldson et al., 2021). Selain itu, beban administratif yang tinggi dapat mengurangi efektivitas sistem pelaporan itu sendiri, karena laporan yang masuk tidak selalu diolah secara optimal untuk menghasilkan pembelajaran yang bermakna (Karimian et al., 2022).

Kecerdasan buatan atau *artificial intelligence* (AI) menawarkan potensi besar untuk mengatasi permasalahan tersebut. Namun, masih terdapat berbagai tantangan dan celah penelitian yang perlu diatasi. Misalnya, keterbatasan cakupan populasi studi, kurangnya integrasi sistem secara menyeluruh, serta minimnya evaluasi dampak klinis dari implementasi teknologi ini. Oleh karena itu, tinjauan literatur ini bertujuan untuk mengeksplorasi bagaimana AI digunakan dalam sistem pelaporan insiden keselamatan pasien, serta mengkaji dampak teknis dan hasil yang diperoleh dari berbagai studi yang telah dilakukan.

METODE

Penelitian ini merupakan sebuah tinjauan literatur yang bertujuan untuk mengevaluasi temuan-temuan dari berbagai penelitian terdahulu terkait pemanfaatan kecerdasan buatan dalam pelaporan insiden keselamatan pasien. Pencarian artikel ilmiah dilakukan melalui database online ProQuest dengan menggunakan strategi pencarian yang menggabungkan kata kunci terkait kecerdasan buatan, pelaporan insiden, dan konteks rumah sakit. Fokus utama dari tinjauan ini adalah mengidentifikasi dan menganalisis elemen-elemen penting dalam laporan insiden keselamatan pasien yang telah diproses atau dianalisis menggunakan teknologi kecerdasan buatan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran komprehensif mengenai perkembangan dan efektivitas metode otomatis dalam mendukung sistem pelaporan insiden yang akurat

dan efisien, yang pada akhirnya berkontribusi pada peningkatan mutu dan keselamatan layanan kesehatan.

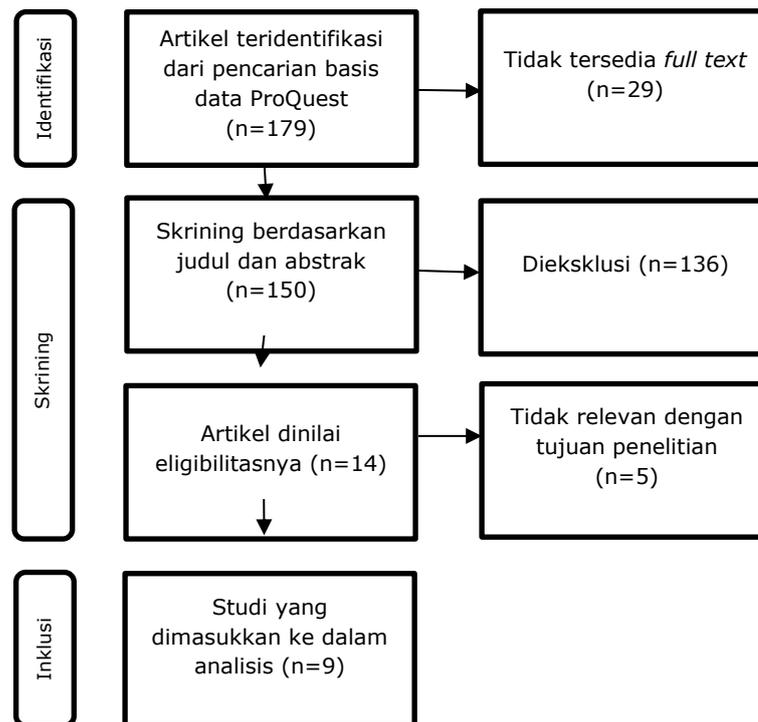
Tabel 1. Kata Kunci yang Digunakan dalam Strategi Pencarian

Tema	Kata kunci
Kecerdasan buatan	machine learning, ML, artificial intelligence, AI, deep learning, neural network, neural networks, natural language processing, NLP
Pelaporan insiden	incident report, incident reporting, incident reports, safety report, safety reporting, safety reports, error report, error reporting, error reports, event report, event reporting, event reports
Lingkungan klinis	healthcare, health care, hospital, clinical, medical

HASIL

Dalam proses pencarian literatur menggunakan database ProQuest, ditemukan sebanyak 179 artikel yang sesuai dengan kriteria awal. Dari jumlah tersebut, 150 artikel tersedia dalam bentuk teks lengkap dan dapat diakses untuk penelaahan lebih lanjut. Proses skrining awal yang dilakukan melalui

peninjauan judul dan abstrak berhasil menyaring 14 artikel yang dianggap relevan dan memenuhi kriteria inklusi. Selanjutnya, evaluasi mendalam terhadap isi teks lengkap artikel-artikel tersebut menghasilkan 9 artikel yang layak untuk dianalisis secara komprehensif dalam penelitian ini.



Gambar 1. Diagram Alir PRISMA

Berikut ini adalah rangkuman setiap studi yang dianalisis.

Tabel 2. Daftar Studi yang Dianalisis

No	Penulis (Tahun)	Tujuan	Metode AI	Data dan Sampel	Temuan Utama
1.	(Tsatsoulis & Amthauer, 2003)	Mengidentifikasi klaster insiden medis yang serupa dari laporan insiden transfusi	Case-Based Reasoning (CBR), Information Retrieval (IR), kombinasi CBR+IR	Sekitar 600 laporan insiden transfusi yang dikumpulkan oleh Medical Event Reporting System for Transfusion Medicine (MERS-TM) dari dua rumah sakit.	Kombinasi CBR dan IR menghasilkan akurasi dan recall yang lebih baik dibandingkan penggunaan salah satu metode secara terpisah. Cocok untuk klusterisasi laporan insiden medis.
2.	(Zhou et al., 2018)	Mengembangkan pipeline otomatis untuk mengklasifikasikan dan mengelompokkan laporan insiden medikasi	SVM, Random Forest, Naïve Bayes, MLP, NLP (TF-IDF, n-gram), cosine similarity	2.576 laporan insiden medikasi dari PSO (2016), berformat AHRQ Common Formats	AI berhasil mengklasifikasikan jenis dan penyebab insiden medikasi secara otomatis dengan hasil yang sebanding dengan penilaian ahli.
3.	(Evans et al., 2020)	Menguji kemampuan NLP dan machine learning untuk mengklasifikasikan jenis insiden dan tingkat keparahan dari laporan insiden keselamatan pasien di layanan primer	SVM, J48, Naïve Bayes; NLP (TF-IDF, n-gram: unigram, bigram, trigram)	31.333 laporan insiden keselamatan pasien dari layanan primer di Inggris dan Wales	Model AI mampu mengenali jenis insiden dan tingkat keparahan dengan akurasi tinggi, termasuk insiden serius seperti kematian pasien.
4.	(Yang et al., 2020)	Mengembangkan dan mengevaluasi model deep learning untuk mendeteksi reaksi alergi dari laporan insiden keselamatan pasien berbasis teks bebas	Deep Neural Network (CNN + BiLSTM + Attention), NLP (TF-IDF, n-gram), cosine similarity	299.028 laporan insiden dari 2 rumah sakit besar di Amerika Serikat	Deep learning secara signifikan meningkatkan deteksi reaksi alergi dari laporan teks bebas dan mengurangi beban kerja manual.
5.	(Härkänen et al., 2021)	Mengidentifikasi area pencegahan insiden medikasi yang menyebabkan cedera sedang atau serius berdasarkan pandangan pelapor insiden	NLP dan text mining otomatis menggunakan sistem Aiwo (<i>unsupervised</i> AI)	137 laporan insiden medikasi (dari total 3496) yang menyebabkan cedera sedang atau serius di satu rumah sakit universitas di Finlandia (2017–2019)	AI mengelompokkan pandangan pelapor ke dalam 4 kategori utama: treatment, working, practices, dan setting. Enam area manajemen risiko utama diidentifikasi, termasuk verifikasi informasi obat, kehati-hatian, komunikasi, kepatuhan terhadap panduan, kolaborasi

No	Penulis (Tahun)	Tujuan	Metode AI	Data dan Sampel	Temuan Utama
					antarprofesi, dan sumber daya manusia yang memadai.
6.	(Boxley et al., 2023)	Mengkategorikan laporan insiden keselamatan pasien terkait medikasi berdasarkan jenis kesalahan obat menggunakan NLP dan machine learning	Logistic Regression, Elastic Net, XGBoost; NLP (TF-IDF, unigram, bigram, trigram)	3.861 laporan insiden medikasi dari 10 rumah sakit di AS, dianotasi manual berdasarkan taksonomi MERP	XGBoost memberikan performa terbaik; kategori "Wrong Drug", "Wrong Dosage Form/Route", dan "Improper Dose" paling akurat; NLP efektif untuk klasifikasi otomatis jenis kesalahan obat.
7.	(Chen et al., 2024)	Mengembangkan dan mengevaluasi model machine learning berbasis representasi kontekstual untuk klasifikasi otomatis laporan insiden keselamatan pasien (PSE) serta mendesain antarmuka kolaboratif manusia-AI	SVM, MLR, RF, XGBoost, KNN, MLP; NLP (TF-IDF, RoBERTa), Explainable AI (LIME)	861 laporan PSE dari unit maternitas rumah sakit akademik di AS (2019–2020); 627 laporan digunakan untuk pelatihan	Model AI berbasis RoBERTa menunjukkan akurasi tinggi dan transparansi melalui antarmuka kolaboratif manusia-AI.
8.	(Hölzing et al., 2024)	Mengevaluasi potensi AI generatif (ChatGPT-3.5) dalam menganalisis dan mengkategorikan laporan CIRS	Generative AI (ChatGPT-3.5), NLP, evaluasi buta oleh ahli, prompt engineering	12 kasus CIRS dari Jerman, masing-masing dianalisis oleh manusia dan AI	AI generatif seperti ChatGPT mampu menganalisis laporan insiden dengan kualitas yang hampir setara dengan analisis manusia.
9.	(Uematsu et al., 2024)	Mengembangkan sistem skor untuk mengkuantifikasi kesalahan dari karakteristik semantik dalam laporan insiden	NLP (morfologi, bag-of-words), vektorisasi berbasis risiko relatif, analisis statistik	114.013 laporan insiden dari RS Universitas Nagoya (2012–2022)	Sistem skor berbasis AI dapat membedakan laporan yang mengandung kesalahan dengan akurasi tinggi dan mendekati penilaian ahli.

PEMBAHASAN

Kecerdasan Buatan dalam Pembelajaran Keselamatan Pasien

Kecerdasan buatan (AI) telah menjadi alat yang semakin penting dalam mendukung pembelajaran dan peningkatan keselamatan pasien di lingkungan rumah sakit. Salah satu fungsi utama AI adalah dalam klasifikasi dan analisis laporan insiden keselamatan

pasien. Dengan memanfaatkan teknik machine learning dan natural language processing (NLP), AI mampu mengklasifikasikan jenis insiden secara otomatis dari laporan teks bebas, sehingga mempercepat proses identifikasi pola insiden dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data

(Evans et al., 2020; Härkänen et al., 2021).

Selain klasifikasi, AI juga digunakan untuk mendeteksi risiko dan memprediksi kemungkinan terjadinya insiden berdasarkan data historis. Model prediktif ini memungkinkan intervensi dini yang dapat mencegah kejadian yang merugikan pasien, sebagaimana dibuktikan oleh penelitian Yang et al. (2020). Fungsi lainnya adalah mendukung pembelajaran berkelanjutan melalui pemrosesan data insiden secara real-time dan pemberian umpan balik otomatis, yang dapat dimanfaatkan untuk pelatihan staf medis serta perbaikan prosedur operasional (Uematsu et al., 2024).

Menariknya, studi-studi terbaru juga menunjukkan bahwa penggabungan NLP dengan teknik

explainability (penjelasan model) menjadi pendekatan yang sangat menjanjikan untuk implementasi nyata di rumah sakit. NLP memungkinkan ekstraksi informasi penting dari laporan insiden berbasis teks, sementara explainability membantu pengguna memahami alasan di balik prediksi atau klasifikasi yang dihasilkan oleh AI. Pendekatan ini meningkatkan transparansi dan kepercayaan terhadap sistem AI, sebagaimana ditunjukkan dalam studi oleh Chen et al. (2024). Bahkan, studi oleh Hölzing et al. (2024) menunjukkan bahwa AI generatif seperti ChatGPT dapat menghasilkan analisis insiden yang sulit dibedakan dari buatan manusia, yang membuka peluang sekaligus tantangan baru dalam penerapan AI untuk keselamatan pasien.



Gambar 2. Alur Pemanfaatan AI dalam Analisis Insiden Keselamatan Pasien

Pelaporan Naratif Berbasis AI: Menyederhanakan Proses, Memperkuat Pembelajaran

Salah satu kesalahpahaman umum dalam sistem pelaporan insiden adalah anggapan bahwa kualitas pelaporan ditentukan oleh kelengkapan dan ketepatan data yang dikumpulkan. Padahal, seperti yang dikemukakan oleh Macrae (2016), esensi dari pelaporan insiden bukanlah pada detail data itu sendiri, melainkan pada kemampuannya untuk memicu penyelidikan dan pembelajaran. Upaya untuk terus meningkatkan kualitas data pelaporan sering kali justru mengaburkan tujuan utama sistem ini, yaitu sebagai pemicu untuk memahami dan memperbaiki sistem, bukan sebagai alat ukur statistik atau epidemiologis.

Dalam konteks ini, pendekatan berbasis kecerdasan buatan (AI), khususnya natural language processing (NLP), menawarkan solusi yang lebih sejalan dengan prinsip pembelajaran.

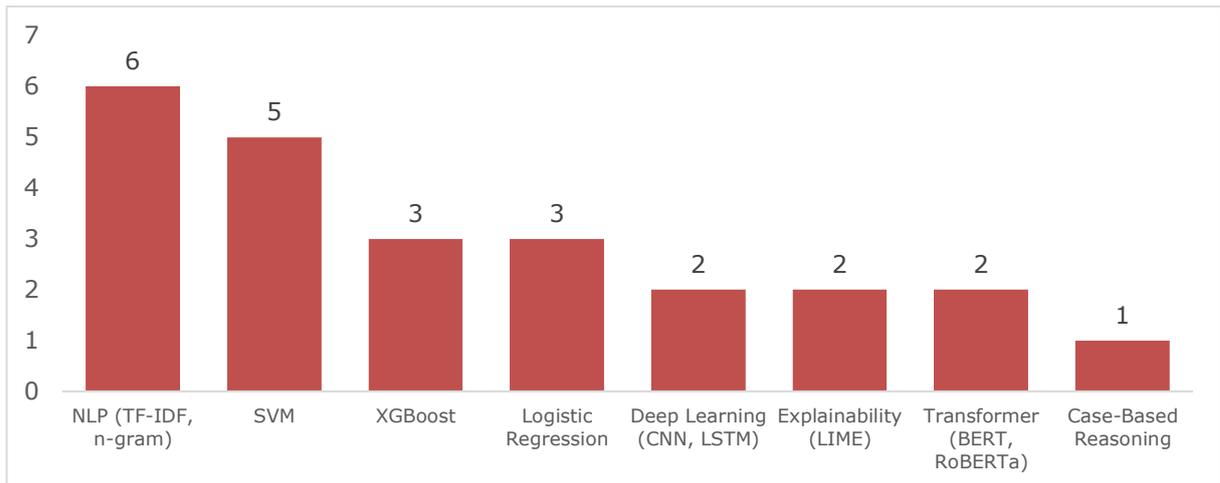
Dengan memungkinkan staf rumah sakit melaporkan insiden dalam bentuk narasi bebas, AI dapat mengambil alih proses klasifikasi dan ekstraksi informasi penting secara otomatis. Hal ini tidak hanya menyederhanakan proses pelaporan, tetapi juga menghindarkan pelapor dari beban administratif yang sering kali menghambat pelaporan. Pendekatan ini selaras dengan gagasan bahwa pelaporan insiden seharusnya menjadi titik awal pembelajaran, bukan sekadar proses dokumentasi administratif (Macrae, 2016).

Teknologi dan Metode AI yang Digunakan

Dalam penerapan kecerdasan buatan (AI) untuk pelaporan dan analisis insiden keselamatan pasien, berbagai arsitektur teknologi telah digunakan untuk menangani kompleksitas data medis, khususnya data teks bebas dari laporan insiden. Model machine learning tradisional seperti *Support Vector*

Machine (SVM), *Random Forest*, dan XGBoost merupakan pendekatan yang banyak digunakan untuk klasifikasi insiden berdasarkan fitur terstruktur maupun representasi teks. Studi oleh Evans et al. (2020) dan Boxley et al. (2023) menunjukkan efektivitas model-model ini dalam mengelompokkan jenis insiden dan tingkat keparahannya. Selain itu, pendekatan berbasis deep learning dan neural network seperti *Convolutional*

Neural Networks (CNN), *Long Short-Term Memory* (LSTM), serta model transformer seperti RoBERTa telah digunakan untuk menangani data teks yang lebih kompleks dan dalam jumlah besar. Model-model ini terbukti mampu meningkatkan akurasi klasifikasi dan prediksi insiden, sebagaimana ditunjukkan dalam studi oleh Yang et al. (2020) dan Chen et al. (2024).



Gambar 3. Jumlah studi per teknologi/metode AI yang digunakan

Natural Language Processing (NLP) juga memainkan peran sentral dalam arsitektur AI untuk keselamatan pasien. Teknik NLP seperti tokenisasi, n-gram, dan analisis morfologi digunakan untuk mengekstraksi informasi penting dari laporan insiden yang bersifat naratif. Pendekatan ini memungkinkan konversi teks bebas menjadi data terstruktur yang dapat dianalisis lebih lanjut oleh model AI, seperti yang diterapkan dalam studi oleh Härkänen et al. (2021), Uematsu et al. (2024), dan Zhou et al. (2018). Untuk meningkatkan transparansi dan kepercayaan terhadap sistem AI, pendekatan *explainable AI* (XAI) juga mulai banyak diadopsi. Teknik seperti *Local Interpretable Model-agnostic Explanations* (LIME) digunakan untuk memberikan interpretasi terhadap hasil prediksi model, sehingga pengguna dapat memahami faktor-faktor yang mempengaruhi keputusan AI. Pendekatan ini terbukti efektif dalam meningkatkan kolaborasi manusia-AI, sebagaimana ditunjukkan dalam studi oleh Chen et al. (2024). Lebih lanjut,

studi oleh Hölzing et al. (2024) menunjukkan bahwa AI generatif seperti ChatGPT dapat digunakan untuk menganalisis dan mengkategorikan laporan insiden secara otomatis, dengan kualitas yang dinilai setara dengan analisis manusia, membuka peluang baru dalam pemanfaatan AI untuk sistem pelaporan insiden kritis.

Beberapa studi juga menunjukkan bahwa kombinasi berbagai metode AI dapat menghasilkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan penggunaan satu pendekatan tunggal. Misalnya, Boxley et al. (2023) membandingkan tiga algoritma, yaitu *Logistic Regression*, *Elastic Net*, dan XGBoost, yang menemukan bahwa XGBoost memberikan kinerja terbaik dalam klasifikasi jenis kesalahan medikasi. Sementara itu, Chen et al. (2024) mengintegrasikan representasi teks kontekstual berbasis RoBERTa dengan *Support Vector Machine* (SVM), serta menggabungkannya dengan teknik *explainable AI* (LIME) untuk meningkatkan akurasi sekaligus

transparansi model. Pendekatan multimodel ini memungkinkan sistem AI untuk memanfaatkan kekuatan masing-masing algoritma, seperti kemampuan generalisasi dari model *ensemble* dan sensitivitas kontekstual dari model berbasis transformer. Dengan demikian, integrasi berbagai teknik AI tidak hanya meningkatkan akurasi klasifikasi, tetapi juga memperkuat keandalan dan interpretabilitas sistem dalam konteks keselamatan pasien.

Deteksi Proaktif Insiden dari Rekam Medis Elektronik

Salah satu keterbatasan utama dari sistem pelaporan insiden konvensional adalah fenomena *underreporting*, di mana banyak kejadian tidak diharapkan tidak pernah dilaporkan karena berbagai alasan, termasuk ketidaktahuan, ketakutan, atau beban administratif. Untuk mengatasi hal ini, pendekatan berbasis *Global Trigger Tool* (GTT) yang dikembangkan oleh Institute for Healthcare Improvement (IHI) telah digunakan secara luas sebagai metode proaktif untuk mengidentifikasi insiden melalui penelaahan rekam medis (Griffin & Resar, 2009). GTT bekerja dengan mencari "trigger" atau petunjuk dalam rekam medis yang mengindikasikan kemungkinan terjadinya kejadian tidak diharapkan, seperti pemberian antidotum, hasil laboratorium abnormal, atau readmisi mendadak (Classen et al., 2008).

Namun, metode GTT konvensional sangat bergantung pada tenaga manusia dan bersifat labor-intensive. Proses ini memerlukan penelaahan manual terhadap puluhan rekam medis setiap bulan, dengan waktu terbatas untuk setiap kasus. Untuk mengatasi keterbatasan ini, pendekatan *electronic Global Trigger Tool* (eGTT) mulai dikembangkan. (Blakeney et al., 2023) mengeksplorasi prototipe eGTT yang mengintegrasikan data dari rekam medis elektronik (EMR) dan memungkinkan deteksi otomatis terhadap trigger yang telah ditentukan. Studi tersebut menunjukkan bahwa sistem eGTT dapat meningkatkan efisiensi dan skalabilitas deteksi insiden, serta membuka peluang

untuk integrasi dengan sistem pelaporan insiden dan dasbor keselamatan pasien.

Lebih lanjut, penggunaan kecerdasan buatan (AI) dan *natural language processing* (NLP) dapat memperluas cakupan eGTT dengan menganalisis data tidak terstruktur seperti catatan klinis. Hal ini penting mengingat lebih dari 80% informasi klinis berada dalam bentuk teks bebas (Blakeney et al., 2023). Dengan melatih model AI berdasarkan kumpulan trigger yang telah ditetapkan oleh IHI, sistem dapat secara otomatis mendeteksi pola risiko dan memberikan peringatan dini sebelum insiden terjadi. Pendekatan ini menggeser paradigma dari pelaporan reaktif menuju pemantauan proaktif dan prediktif, serta memperkuat sistem keselamatan pasien secara menyeluruh.

Tantangan dalam Implementasi AI untuk Keselamatan Pasien

Implementasi kecerdasan buatan (AI) dalam sistem pelaporan dan analisis insiden keselamatan pasien tidak hanya membutuhkan model algoritmik yang canggih, tetapi juga infrastruktur yang mendukung integrasi ke dalam praktik klinis. Infrastruktur ini mencakup kesiapan data, sistem teknologi informasi, serta dukungan organisasi dan sumber daya manusia.

(Sendak et al., 2020) menekankan bahwa salah satu hambatan utama dalam translasi model machine learning ke dalam praktik klinis adalah kurangnya interoperabilitas sistem rekam medis elektronik (EMR) dan tingginya biaya integrasi teknis. Mereka mencatat bahwa integrasi satu model prediksi ke dalam sistem EMR di satu rumah sakit dapat memerlukan investasi hingga ratusan ribu dolar, terutama karena perbedaan lingkungan produksi dan kebutuhan validasi ulang secara lokal. Oleh karena itu, rumah sakit perlu menyiapkan infrastruktur data yang bersih, terstruktur, dan dapat diakses secara real-time untuk mendukung pengambilan keputusan klinis berbasis AI.

Selain kesiapan data, (Davenport & Kalakota, 2019) menyoroti pentingnya integrasi AI ke dalam alur kerja klinis dan sistem informasi rumah sakit. Mereka

mencatat bahwa banyak teknologi AI gagal diimplementasikan bukan karena kekurangan akurasi, tetapi karena sulitnya mengintegrasikan sistem tersebut ke dalam praktik sehari-hari. Oleh karena itu, rumah sakit perlu memiliki tim lintas fungsi yang terdiri dari ahli IT, analis data, dan profesional klinis untuk memastikan bahwa sistem AI tidak hanya berjalan secara teknis, tetapi juga diterima dan digunakan secara efektif oleh pengguna akhir.

Dengan demikian, keberhasilan implementasi AI dalam pelaporan insiden sangat bergantung pada kesiapan infrastruktur yang tidak hanya mencakup teknologi, tetapi juga proses dan manusia yang mendukungnya.

Tantangan dalam Implementasi AI untuk Keselamatan Pasien

Meskipun kecerdasan buatan (AI) menawarkan berbagai potensi dalam meningkatkan keselamatan pasien, implementasinya di lingkungan klinis masih menghadapi sejumlah tantangan yang signifikan. Salah satu kendala utama adalah ketidakseimbangan data dalam laporan insiden keselamatan pasien, di mana insiden serius umumnya jauh lebih sedikit dibandingkan insiden ringan atau laporan non-insiden. Hal ini menyebabkan model AI cenderung bias dan kurang akurat dalam mengenali kejadian yang paling kritis (Evans et al., 2020).

Tantangan lainnya adalah rendahnya transparansi model, terutama pada sistem berbasis deep learning yang sering kali dianggap sebagai "kotak hitam" oleh pengguna klinis. Ketidakjelasan dalam cara kerja model ini dapat menghambat kepercayaan dan adopsi AI di rumah sakit, sehingga pendekatan *explainable* AI (XAI) seperti LIME menjadi penting untuk menjembatani kesenjangan pemahaman antara teknologi dan pengguna akhir Chen et al. (2024). Selain itu, keterbatasan dalam kemampuan generalisasi model AI juga menjadi perhatian, karena model yang dikembangkan dari satu institusi belum tentu dapat diterapkan secara langsung di tempat lain akibat perbedaan konteks

operasional, bahasa, dan praktik klinis Härkänen et al. (2021).

Tidak standarnya bahasa dalam narasi laporan insiden, seperti penggunaan jargon medis, singkatan, variasi morfologis, serta kesalahan ketik, juga menjadi tantangan. Hal ini dapat mengganggu akurasi model dalam memahami konteks dan mengklasifikasikan insiden secara tepat (Boxley et al., 2023; Yang et al., 2020). Untuk mengatasi hal ini, berbagai pendekatan telah diusulkan, seperti tokenisasi n-gram dan filtering kata Evans et al. (2020), penggunaan model *deep learning* berbasis CNN-LSTM Yang et al. (2020), serta analisis morfologi dan vektorisasi semantik Uematsu et al. (2024). Bahkan, studi terbaru menunjukkan bahwa AI generatif seperti ChatGPT dapat menghasilkan analisis insiden yang sulit dibedakan dari buatan manusia, yang menimbulkan tantangan baru dalam validasi dan akuntabilitas (Hölzing et al., 2024). Oleh karena itu, keberhasilan implementasi AI dalam konteks keselamatan pasien sangat bergantung pada strategi penanganan bahasa alami yang cermat, validasi lintas-institusi, serta kolaborasi manusia-AI yang transparan dan adaptif.

Dalam konteks pelaporan insiden keselamatan pasien, isu keamanan data tidak hanya terbatas pada perlindungan informasi pribadi pasien, tetapi juga mencakup kerahasiaan konten insiden itu sendiri. Informasi dalam laporan insiden sering kali memuat detail sensitif mengenai kesalahan prosedural, kelalaian staf, atau kelemahan sistem internal rumah sakit. WHO menekankan bahwa meskipun data seperti usia dan jenis kelamin pasien penting untuk konteks klinis, informasi identitas pribadi tidak diperlukan dalam sistem pelaporan insiden, justru untuk menjaga kerahasiaan dan mendorong budaya pelaporan yang aman (WHO, 2020). Jika informasi insiden ini bocor atau disalahgunakan, bukan hanya privasi individu yang terancam, tetapi juga reputasi institusi kesehatan secara keseluruhan. Di banyak yurisdiksi, termasuk Indonesia, kebocoran data insiden dapat menimbulkan konsekuensi hukum dan krisis kepercayaan publik

terhadap rumah sakit. Selain itu, pelaporan insiden yang tidak aman dapat menghambat budaya pelaporan terbuka (*open reporting culture*) karena tenaga medis atau tenaga kesehatan mungkin enggan melaporkan insiden jika merasa informasi tersebut dapat digunakan untuk menyalahkan atau mempermalukan institusi. Oleh karena itu, sistem pelaporan yang memanfaatkan AI harus dirancang dengan prinsip confidentiality by design, memastikan bahwa baik data pasien maupun narasi insiden diproses secara aman, terenkripsi, dan tidak dapat diakses oleh pihak yang tidak berwenang (Szalados, 2021).

SIMPULAN

Tinjauan literatur ini menunjukkan bahwa kecerdasan buatan (AI), khususnya melalui pendekatan machine learning dan *natural language processing* (NLP), telah digunakan secara efektif dalam sistem pelaporan dan analisis insiden keselamatan pasien. AI mampu mengotomatisasi klasifikasi insiden, mendeteksi pola risiko, dan bahkan memprediksi kejadian tidak diharapkan secara proaktif dari data rekam medis elektronik. Selain meningkatkan efisiensi analisis, AI juga menyederhanakan proses pelaporan melalui narasi bebas, sehingga mengurangi beban administratif dan meningkatkan partisipasi pelapor. Namun, keberhasilan implementasi AI sangat bergantung pada kesiapan infrastruktur teknis, integrasi sistem, serta perlindungan terhadap kerahasiaan data insiden. Dengan demikian, AI memiliki potensi besar untuk memperkuat sistem pembelajaran keselamatan pasien, asalkan diiringi dengan strategi implementasi yang adaptif dan kolaboratif.

SARAN

Berdasarkan temuan dalam tinjauan ini, disarankan agar rumah sakit yang ingin mengadopsi AI dalam pelaporan insiden memprioritaskan penguatan infrastruktur data dan integrasi sistem informasi. Penggunaan AI sebaiknya difokuskan pada penyederhanaan proses pelaporan dan deteksi proaktif insiden, bukan sekadar peningkatan volume

data. Selain itu, penting untuk memastikan bahwa sistem AI yang digunakan mematuhi prinsip keamanan dan kerahasiaan data, serta dapat dijelaskan (*explainable*) agar dapat diterima oleh pengguna klinis. Penelitian lanjutan diperlukan untuk mengevaluasi dampak klinis dan operasional dari implementasi AI dalam konteks nyata di rumah sakit Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

Buku:

- Donaldson, L., Ricciardi, W., Sheridan, S., & Tartaglia, R. (Eds.). (2021). *Textbook of Patient Safety and Clinical Risk Management*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-59403-9>
- Patient Safety Incident Reporting and Learning Systems*. (2020). World Health Organization.
- Griffin, F., & Resar, R. (2009). *IHI Global Trigger Tool for Measuring Adverse Events Second Edition Acknowledgements* (Second). Institute for Healthcare Improvement. www.ihl.org
- Szalados, J. E. (2021). Medical Records and Confidentiality: Evolving Liability Issues Inherent in the Electronic Health Record, HIPAA, and Cybersecurity. In J. E. Szalados (Ed.), *The Medical-Legal Aspects of Acute Care Medicine: A Resource for Clinicians, Administrators, and Risk Managers* (pp. 315–342). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-68570-6_13

Artikel dalam Jurnal:

- Blakeney, E. A. R., Dardas, T., Zierler, B. K., & Wolpin, S. (2023). Development and Usability Testing of a System to Detect Adverse Events and Medical Mistakes. *CIN - Computers Informatics Nursing*, 41(5). <https://doi.org/10.1097/CIN.0000000000000964>
- Boxley, C., Fujimoto, M., Ratwani, R. M., & Fong, A. (2023). A text mining approach to categorize patient safety event reports by medication

- error type. *Scientific Reports*, 13(1).
<https://doi.org/10.1038/s41598-023-45152-w>
- Chen, H., Cohen, E., Wilson, D., & Alfred, M. (2024). A Machine Learning Approach with Human-AI Collaboration for Automated Classification of Patient Safety Event Reports: Algorithm Development and Validation Study. *JMIR Human Factors*, 11(1).
<https://doi.org/10.2196/53378>
- Classen, D. C., Lloyd, R. C., Provost, L., Griffin, F. A., & Resar, R. (2008). Development and evaluation of the institute for healthcare improvement global trigger tool. *Journal of Patient Safety*, 4(3).
<https://doi.org/10.1097/PTS.0b013e318183a475>
- Davenport, T., & Kalakota, R. (2019). The potential for artificial intelligence in healthcare. *Future Healthcare Journal*, 6(2).
<https://doi.org/10.7861/futurehosp.6-2-94>
- Evans, H. P., Anastasiou, A., Edwards, A., Hibbert, P., Makeham, M., Luz, S., Sheikh, A., Donaldson, L., & Carson-Stevens, A. (2020). Automated classification of primary care patient safety incident report content and severity using supervised machine learning (ML) approaches. *Health Informatics Journal*, 26(4), 3123–3139.
<https://doi.org/10.1177/1460458219833102>
- Griffin, F., & Resar, R. (2009). *IHI Global Trigger Tool for Measuring Adverse Events Second Edition Acknowledgements* (Second). Institute for Healthcare Improvement. www.ihl.org
- Härkänen, M., Haatainen, K., Vehviläinen-Julkunen, K., & Miettinen, M. (2021). Artificial intelligence for identifying the prevention of medication incidents causing serious or moderate harm: An analysis using incident reporters' views. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(17).
<https://doi.org/10.3390/ijerph18179206>
- Hölzing, C. R., Rumpf, S., Huber, S., Papenfuß, N., Meybohm, P., & Happel, O. (2024). The Potential of Using Generative AI/NLP to Identify and Analyse Critical Incidents in a Critical Incident Reporting System (CIRS): A Feasibility Case-Control Study. *Healthcare (Switzerland)*, 12(19).
<https://doi.org/10.3390/healthcare12191964>
- Karimian, G., Petelos, E., & Evers, S. M. A. A. (2022). The ethical issues of the application of artificial intelligence in healthcare: a systematic scoping review. *AI and Ethics*, 2(4), 539–551.
<https://doi.org/10.1007/s43681-021-00131-7>
- Kodate, N., Taneda, K., Yumoto, A., & Sugiyama, Y. (2021). The Role of Incident-Reporting Systems in Improving Patient Safety in Japanese Hospitals: A Comparative Perspective. In *Humans and Devices in Medical Contexts* (pp. 167–196). Springer Singapore.
https://doi.org/10.1007/978-981-33-6280-2_7
- Macrae, C. (2016). The problem with incident reporting. In *BMJ Quality and Safety* (Vol. 25, Issue 2).
<https://doi.org/10.1136/bmjqs-2015-004732>
- Sendak, M. P., D'Arcy, J., Kashyap, S., Gao, M., Nichols, M., Corey, K., Ratliff, W., & Balu, S. (2020). A Path for Translation of Machine Learning Products into Healthcare Delivery. *EMJ Innovations*.
<https://doi.org/10.33590/emjinnov/19-00172>
- Sinha, R. (2024). The role and impact of new technologies on healthcare systems. *Discover Health Systems*, 3(1), 96.
<https://doi.org/10.1007/s44250-024-00163-w>
- Tsatsoulis, C., & Amthauer, H. A. (2003). Finding clusters of similar events within clinical incident reports: a novel methodology combining case based reasoning and information retrieval. *Quality & Safety in Health Care*, 12(suppl 2).

- https://doi.org/https://doi.org/10.1136/qhc.12.suppl_2.ii24
- Uematsu, H., Uemura, M., Kurihara, M., Yamamoto, H., Umemura, T., Kitano, F., Hiramatsu, M., & Nagao, Y. (2024). Development of a scoring system to quantify errors from semantic characteristics in incident reports. *BMJ Health and Care Informatics*, 31(1). <https://doi.org/10.1136/bmjhci-2023-100935>
- Yang, J., Wang, L., Phadke, N. A., Wickner, P. G., Mancini, C. M., Blumenthal, K. G., & Zhou, L. (2020). Development and Validation of a Deep Learning Model for Detection of Allergic Reactions Using Safety Event Reports Across Hospitals. *JAMA Network Open*, 3(11), E2022836. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2020.22836>
- Zhou, S., Kang, H., Yao, B., & Gong, Y. (2018). An automated pipeline for analyzing medication event reports in clinical settings. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 18. <https://doi.org/10.1186/s12911-018-0687-6>