

Implementasi Anestesi Perioperatif Berbasis *Artificial Intelligence* (Studi *Mixed Methods Exploratory* di RS J. H. Awaloei)

Peter Joshua Alexander Koleangan^{1*}, Dasrun Hidayat², Wiseto Prasetyo Agung³

^{1*,2,3} Magister Manajemen, Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya, Kota Bandung, Provinsi Jawa Barat, Indonesia.

Corresponding Email: peterkoleangan@gmail.com^{1*}

Histori Artikel:

Dikirim 1 Juli 2025; *Diterima dalam bentuk revisi* 10 Juli 2025; *Diterima* 25 Agustus 2025; *Diterbitkan* 10 September 2025. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMKI Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Keterbatasan SDM dan waktu pada manajemen anestesi perioperatif di RS J.H. Awaloei, dengan rasio anesthesiolog terhadap pasien 1:12 dan jendela pengkajian praanestesi 4 sampai 6 jam, berkaitan dengan komplikasi, keterlambatan operasi, dan biaya. Penelitian ini mengevaluasi dampak integrasi kecerdasan buatan terhadap efisiensi operasional, keselamatan klinis, dan kinerja finansial. Desain yang digunakan adalah mixed-methods eksploratori sekuensial. Pada fase kualitatif dilakukan wawancara mendalam pada 18 informan, diikuti survei staf (n=40) serta simulasi dan pengukuran time-motion pada 20 kasus. Baseline klinis menggunakan audit tahun 2023, sedangkan pengambilan data penelitian berlangsung Desember 2024 sampai Mei 2025. Analisis meliputi statistik deskriptif dan uji beda sesuai karakteristik data; estimasi biaya disusun dari perspektif rumah sakit pada harga 2024, terutama komponen akomodasi rawat inap. Hasil dari integrasi AI didapatkan penurunan waktu pengkajian praanestesi sebesar 86,2 persen, kenaikan utilisasi kamar operasi menjadi 82 sampai 84 persen, peningkatan deteksi risiko 30 persen, penurunan komplikasi 18 sampai 22 persen, penurunan readmisi 30-hari 40 persen, dan proyeksi penghematan tahunan. Temuan menunjukkan perbaikan dan potensi penguatan tata kelola risiko serta efisiensi biaya, yang perlu dikonfirmasi melalui evaluasi multisit dan penyesuaian risiko lanjutan.

Kata Kunci: Kecerdasan Buatan; Perawatan Perioperatif; Anestesi; Manajemen Rumah Sakit; Sumber Daya Terbatas.

Abstract

Human resource and time constraints in perioperative anesthesia at J.H. Awaloei Hospital where anesthesiologist-to-patient ratio is 1:12 and a 4 to 6-hour pre-anesthesia window are associated with complications, surgical delays, and costs. This study assessed the impact of artificial intelligence (AI) on operational efficiency, clinical safety, and financial performance using a sequential exploratory mixed-methods design with in-depth interviews from 18 key informants, a staff survey (n=40), and a 20-case time-motion comparison of traditional versus AI-assisted workflows; 2023 hospital audits informed the baseline, and study activities ran from December 2024 to May 2025. Analyses used descriptive statistics and appropriate tests; costing adopted a hospital perspective with 2024 prices, chiefly inpatient accommodation. AI use was associated with an 86.2% reduction in assessment time, operating room utilization rising to 82–84%, a 30% increase in risk detection, 18–22% fewer complications, a 40% reduction in 30-day readmission, and projected annual savings. The results indicate improvements with potential to strengthen predictive risk governance and cost efficiency; broader, risk-adjusted evaluations are warranted to confirm generalizability.

Keyword: Artificial Intelligence; Perioperative Care; Anesthesia; Hospital Management; Resource-Limited Settings.

1. Pendahuluan

Manajemen anestesi perioperatif berpengaruh langsung terhadap keselamatan pasien, ketepatan waktu pembedahan, dan efisiensi pembiayaan. Pada lokasi penelitian yang dilakukan di rumah sakit J. H. Awaloei, terdapat keterbatasan sumber daya dari rasio dokter anestesi terhadap pasien yang tidak ideal yaitu 1 banding 12, serta jendela pengkajian praanestesi yang relatif pendek yaitu 4 sampai 6 jam. Kondisi ini berkaitan dengan variasi mutu pengkajian praanestesi, meningkatnya kejadian komplikasi, keterlambatan mulai operasi, dan tingginya beban biaya. Audit internal menunjukkan dampak operasional dan klinis yang nyata. Waktu pengkajian praanestesi rata-rata 235,7 menit dengan simpangan baku 42,3 menit, dan setelah intervensi berbasis kecerdasan buatan turun menjadi 32,5 menit dengan simpangan baku 8,6 menit, dengan penurunan 86,2 persen. Selain itu, ditemukan penurunan komplikasi perioperatif hingga kisaran 18 sampai 22 persen, penurunan readmisi 30 hari, serta perbaikan deteksi risiko sekitar 30 persen yang berimplikasi pada biaya dan produktivitas layanan. Untuk memberikan landasan teknologi yang jelas, penelitian ini menempatkan AI sebagai dukungan keputusan klinis dengan pendekatan model pembelajaran mesin yang lazim digunakan, termasuk *gradient boosting* untuk triase risiko praoperasi, *random forest* untuk klasifikasi faktor risiko, serta untuk prediksi dinamika hemodinamik intraoperatif. Temuan ini selaras dengan literatur yang menunjukkan kontribusi pembelajaran mesin terhadap peningkatan akurasi prediksi risiko perioperatif dan efisiensi alur kerja (Maheshwari *et al.*, 2023; Yoon *et al.*, 2022).

Penelitian dilakukan di rumah sakit J. H. Awaloei yang merupakan rumah sakit rujukan tingkat regional dengan jejaring layanan primer dan sekunder, sehingga aliran rujukan bersifat heterogen dari sisi status klinis dan karakteristik sosial ekonomi. Dari aspek fisik dan operasional, tingkat hunian tempat tidur mencapai 82,4 persen. Rasio dokter anestesi terhadap pasien 1 banding 12 menandai tekanan kapasitas pada pengkajian praanestesi, penjadwalan kamar operasi, dan koordinasi lintas tim. Analisis operasional menunjukkan keterlambatan mulai lebih dari 30 menit terjadi pada sekitar 12 persen prosedur dan berkontribusi pada kerugian produktivitas. Tingkat readmisi 30 hari pada kelompok pengkajian suboptimal mencapai 11,8 persen dibanding 4,3 persen pada kelompok pengkajian komprehensif. Akumulasi inefisiensi menurunkan throughput tahunan dan memunculkan kehilangan pendapatan potensial, sehingga urgensi perbaikan berbasis data pada proses praanestesi sampai pascabedah merupakan hal yang penting. Selain kinerja klinis dan finansial, konteks institusi juga menunjukkan keluhan pasien mengenai keterlambatan layanan dan pengalaman praoperasi yang tidak seragam, sehingga indikator pengalaman pasien seperti keterlambatan yang dirasakan dan kepuasan perlu dipertimbangkan dalam evaluasi.

Rumusan masalah pada penelitian ini terletak pada pengkajian praanestesi dengan konteks sumber daya yang terbatas serta belum konsisten sehingga sebagian risiko klinis tidak teridentifikasi dengan baik. Ketepatan waktu mulai operasi dan utilisasi kamar operasi belum optimal karena kendala koordinasi dan keterbatasan waktu pengkajian. Beban biaya meningkat melalui pemanjangan lama rawat, komplikasi perioperatif, readmisi, dan kehilangan produktivitas kamar operasi. Ketiga isu tersebut membutuhkan pendekatan yang mampu menstandardisasi identifikasi risiko, mempercepat alur kerja dengan tetap menjaga keselamatan, dan menyelaraskan keputusan klinis dengan pengelolaan kapasitas rumah sakit. Penelitian ini memfokuskan pertanyaan pada: (1) bagaimana perubahan rerata waktu pengkajian praanestesi setelah integrasi AI dalam kurun evaluasi yang ditetapkan, (2) bagaimana perubahan proporsi ketepatan waktu mulai pembedahan, (3) bagaimana perubahan utilisasi kamar operasi, (4) bagaimana perubahan angka komplikasi dan readmisi 30 hari, serta (5) bagaimana implikasi biaya dan produktivitas layanan yang terukur. Tujuan umum dari penelitian ini adalah mengevaluasi dampak penerapan kecerdasan buatan pada manajemen anestesi perioperatif terhadap efisiensi operasional, keselamatan klinis, dan kinerja finansial. Tujuan khusus meliputi pengukuran perubahan waktu pengkajian praanestesi, ketepatan waktu mulai pembedahan, utilisasi kamar operasi, angka komplikasi perioperatif, angka readmisi 30 hari, serta estimasi implikasi biaya dan produktivitas yang ditimbulkan oleh intervensi. Sasaran dioperasionalkan pada indikator yang telah dipakai dalam pemantauan mutu sehingga hasil

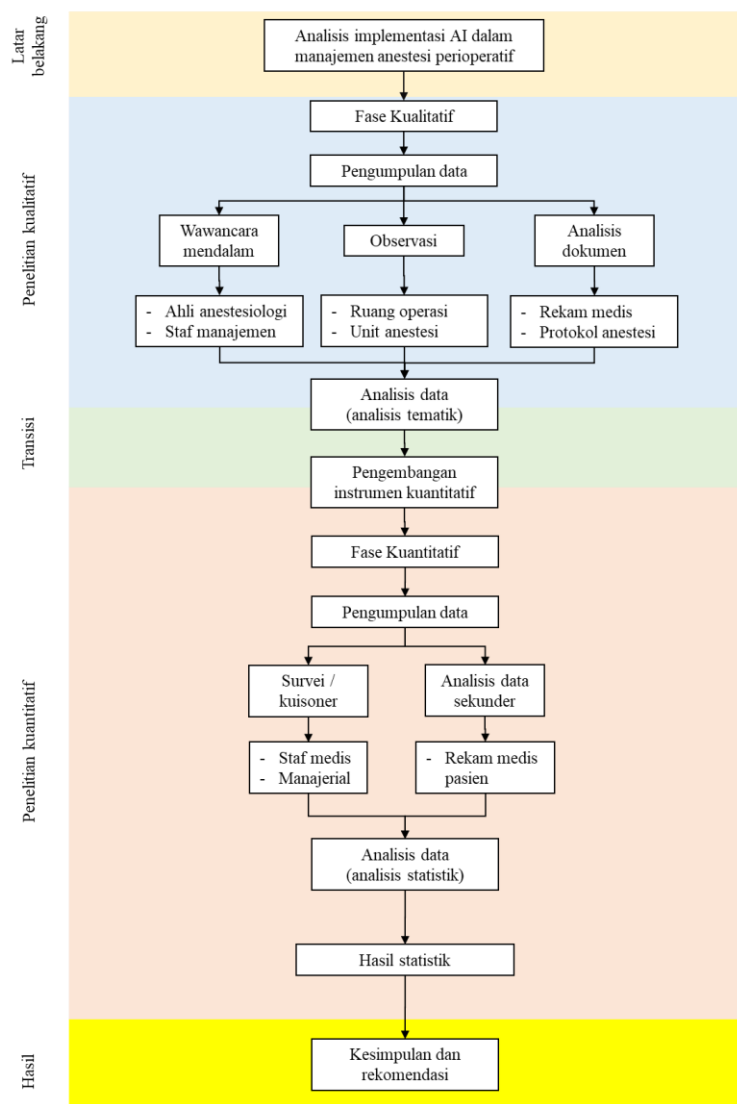
dapat dinilai secara terukur dan realistis. Sebagai pelengkap, penelitian juga menilai potensi dampak pada pengalaman pasien melalui indikator sederhana yang dapat dilaporkan pasien, seperti keterlambatan yang dirasakan dan kepuasan terhadap proses praanestesi. Beberapa literatur menunjukkan bahwa model pembelajaran mesin untuk prediksi risiko perioperatif dapat meningkatkan ketepatan triase praanestesi, membantu penyesuaian rencana anestesi, serta memungkinkan pemantauan intraoperatif yang lebih proaktif sehingga berdampak pada keselamatan dan ketepatan waktu pembedahan (Maheshwari *et al.*, 2023; Yoon *et al.*, 2022). Pada manajemen kamar operasi, penerapan kecerdasan buatan dilaporkan meningkatkan throughput dan ketepatan waktu mulai operasi melalui penjadwalan prediktif serta dukungan keputusan alokasi sumber daya (Bellini *et al.*, 2024). Agar aman untuk praktik, pengembangan dan evaluasi model prediktif perlu mengikuti panduan yang menekankan validasi ketat, pengendalian bias, serta kesiapan klinis yang terdokumentasi dari tahap perancangan sampai implementasi (Hassan *et al.*, 2023; Hashimoto *et al.*, 2020). Di sisi tata kelola, standar akreditasi rumah sakit menempatkan penilaian praoperasi, komunikasi tim, verifikasi sebelum insisi, dan dokumentasi sebagai pilar keselamatan sehingga intervensi teknologi perlu diselaraskan dengan kebijakan keselamatan dan manajemen risiko organisasi (Joint Commission International, 2023). Untuk memperjelas hubungan antara teknologi dan tujuan klinis, jenis model yang relevan dalam konteks ini meliputi *gradient boosting* untuk pemeringkatan risiko, *random forest* untuk seleksi serta klasifikasi fitur, dan *deep neural network* untuk prediksi hemodinamik serta beban kerja, yang kemudian diterjemahkan ke protokol operasional yang dapat diaudit. Berbeda dari kajian sebelumnya yang cenderung menyoroti satu komponen saja, penelitian ini memposisikan kecerdasan buatan sebagai intervensi terstruktur dari prabedah sampai pascabedah dan mengaitkannya secara simultan dengan indikator klinis, operasional, dan finansial dalam satu kerangka evaluasi terpadu pada setting rujukan regional.

Keberhasilan adopsi kecerdasan buatan di klinik sangat dipengaruhi oleh penerimaan pengguna serta kesesuaian dengan konteks kerja. Telaah sistematis terbaru di layanan kesehatan menegaskan bahwa TAM dan UTAUT masih merupakan kerangka dominan untuk menjelaskan niat pakai melalui persepsi kegunaan dan kemudahan, dengan faktor tambahan seperti kepercayaan serta self-efficacy yang sering berperan (AlQudah *et al.*, 2021). Kajian lintas studi tentang adopsi AI di institusi kesehatan juga menempatkan kesiapan organisasi dan individu, serta kesiapan regulasi dan teknologi, sebagai penentu yang saling terkait sehingga membutuhkan intervensi desain dan tata kelola yang terpadu (Roppelt *et al.*, 2024). Sejalan dengan itu, kerangka sosio-teknis menekankan AI sebagai sistem yang melibatkan manusia, proses, dan lingkungan, sehingga integrasi yang bertanggung jawab harus memperhatikan tata kelola, alur kerja, dan proses eskalasi klinis (McCradden *et al.*, 2023; World Health Organization, 2021). Untuk meningkatkan transparansi dan kredibilitas pelaporan, penelitian ini merujuk pada pedoman TRIPOD-AI yang memberikan butir pelaporan studi pengembangan atau validasi model prediksi berbasis regresi maupun pembelajaran mesin, termasuk daftar khusus untuk abstrak (Collins *et al.*, 2024). Untuk uji klinis, CONSORT-AI memandu pelaporan hasil uji intervensi berbasis AI dan SPIRIT-AI memandu penulisan protokol, dengan penekanan pada deskripsi interaksi manusia dengan sistem, karakteristik data masukan dan keluaran, serta pelaporan kegagalan (Liu *et al.*, 2020; Rivera *et al.*, 2020).

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat pada beberapa bagian. Bagi pelayanan klinis, penelitian diharapkan meningkatkan konsistensi identifikasi risiko, mempercepat pengkajian tanpa mengurangi ketelitian, dan memperkuat koordinasi antar tim perioperatif. Bagi manajemen rumah sakit, penelitian menyediakan dasar perhitungan manfaat biaya melalui pengurangan keterlambatan, pemendekan lama rawat, dan perbaikan utilisasi kamar operasi. Bagi pengalaman pasien, penelitian menargetkan pengurangan keterlambatan yang dirasakan dan peningkatan kepuasan, sehingga dimensi mutu tidak hanya diukur secara ekonomis tetapi juga dari sudut pandang pasien. Bagi pengembangan ilmu pengetahuan, penelitian menghadirkan bukti implementasi kecerdasan buatan yang terintegrasi dengan tata kelola klinis dan pengelolaan kapasitas pada konteks rumah sakit dengan sumber daya terbatas sehingga dapat direplikasi dan dikembangkan pada pengaturan lain.

2. Metode

Penelitian menggunakan metode mixed methods dengan desain eksploratif sekuensial. Periode penelitian dilakukan pada Desember 2024 sampai Mei 2025. Fase kualitatif dilakukan terlebih dahulu untuk memetakan konteks, kebutuhan, dan hambatan implementasi kecerdasan buatan, kemudian temuan kualitatif digunakan untuk membangun instrumen dan hipotesis pada fase kuantitatif. Pendekatan ini dipilih untuk memperoleh gambaran menyeluruh atas aspek teknis, klinis, dan manajerial dalam manajemen anestesi perioperatif (Taherdoost, 2022).



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

Lokasi dan periode penelitian dilaksanakan di rumah sakit J. H. Awaloei yang merupakan rumah sakit rujukan regional yang menyelenggarakan layanan bedah elektif dan sub spesialisistik. Konteks layanan memiliki beban kasus beragam, utilitas tempat tidur tinggi, dan keterbatasan waktu pengkajian praanestesi, sehingga cocok untuk evaluasi intervensi berbasis kecerdasan buatan yang menargetkan efisiensi alur kerja dan keselamatan perioperatif. Rincian operasional dan indikator mutu diambil dari audit internal dan rekam medis yang sama dengan yang digunakan pada analisis hasil. Audit mutu 2023 dipakai sebagai baseline klinis, sedangkan data prospektif dikumpulkan

sepanjang periode evaluasi. Fase kualitatif merekrut 18 informan kunci, terdiri dari 3 ahli anestesiologi dan 15 staf manajerial. Pemilihan partisipan menggunakan *purposive sampling* dengan kriteria pengalaman yang relevan di manajemen anestesi perioperatif. Partisipan kemudian diwawancarai dan kemudian transkrip wawancara dianalisis secara tematik menggunakan pendekatan induktif-deduktif dengan bantuan NVivo 14. Dua peneliti melakukan pengodean awal secara independen pada 20% sampel transkrip, kemudian dibandingkan untuk menilai reliabilitas antar-pengode (Cohen's κ); target kesepakatan $\geq 0,75$. Perbedaan diselesaikan melalui diskusi dan *consensus meeting*, lalu kode buku dikunci dan diterapkan ke seluruh data. Saturasi tema ditetapkan ketika tidak muncul kode/tema baru dalam ≥ 2 wawancara terakhir di tiap kelompok informan. Kredibilitas data dijaga dengan triangulasi sumber (dokter anestesi dan manajemen), jejak audit (*audit trail*), dan *peer debriefing* antar-peneliti. Pengumpulan data dilengkapi observasi langsung di ruang operasi dan unit anestesi serta analisis dokumen seperti rekam medis dan protokol anestesi. Fase kuantitatif melibatkan 40 responden survei yang terdiri dari 10 staf medis dan 30 staf manajerial untuk menangkap persepsi dan dampak implementasi. Selain itu dilakukan ekstraksi data sekunder dari rekam medis pasien untuk menghitung indikator klinis. Teknik sampling kuantitatif mengikuti strategi representatif yang kompatibel dengan tujuan inferensial. Komponen *time motion* mencakup 20 kasus berurutan. Ukuran ini dirasionalisasi sebagai studi awal untuk mendeteksi efek besar pada perbandingan berpasangan dan memberi taksiran awal.

Intervensi AI yang dilakukan terdiri dari 3 komponen: (1) skor risiko praanestesi otomatis dari data rekam medis elektronik, (2) dukungan keputusan klinis real time untuk penilaian pra dan intraoperatif, dan (3) penjadwalan kamar operasi prediktif terintegrasi dengan sistem informasi rumah sakit. Validitas keluaran model dibandingkan dengan penilaian konsultan anestesi. Spesifikasi diringkas sebagai berikut: variabel input meliputi demografi, komorbid, status ASA, kategori prosedur, indikator laboratorium, dan riwayat anestesi; algoritma kandidat mencakup *gradient boosting* untuk pemeringkatan risiko, *random forest* untuk klasifikasi, serta jaringan saraf dalam untuk prediksi hemodinamik; metrik performa meliputi AUC, sensitivitas, spesifisitas, PPV, NPV, dan skor Brier; kalibrasi probabilitas memakai *isotonic regression*; ambang keputusan ditetapkan dengan indeks Youden mempertimbangkan biaya klinis; model dipantau untuk *drift data*; evaluasi bias dilakukan pada subkelompok umur, jenis kelamin, dan kategori prosedur. Luaran utama mencakup waktu pengkajian praanestesi per kasus, ketepatan waktu mulai operasi, utilisasi kamar operasi, angka komplikasi perioperatif, dan readmisi 30 hari. Luaran sekunder mencakup deteksi risiko klinis dan persepsi pengguna atas penerapan teknologi. Definisi operasional seluruh indikator diselaraskan dengan pengukuran pada audit mutu dan praktik manajemen kamar operasi di lokasi penelitian. Deteksi risiko didefinisikan sebagai proporsi pasien yang memiliki ≥ 1 faktor risiko prioritas yang teridentifikasi sebelum anestesi berdasarkan daftar cek terstandar. Komplikasi dihitung sebagai kejadian tidak diinginkan sesuai kriteria institusi selama rawat inap sampai 30 hari. Readmisi 30 hari didefinisikan sebagai masuk kembali dalam 30 hari dengan sebab terkait operasi atau anestesi. Utilisasi kamar operasi dihitung sebagai menit terpakai dibagi menit tersedia per hari operasi.

Prosedur pengumpulan data pada fase kualitatif dimulai dengan wawancara semi terstruktur pada 3 ahli anestesiologi dan 15 sampai 20 staf manajerial, observasi lapangan terfokus pada alur kerja, serta analisis dokumen. Wawancara direkam dan ditranskripsi untuk analisis tematik, sementara observasi memetakan interaksi manusia teknologi dan potensi bottleneck. Pada fase kuantitatif, prosedur pengumpulan data dilakukan dengan survei kepada 40 staf untuk menilai persepsi dan penerimaan intervensi, serta ekstraksi data sekunder dari rekam medis untuk indikator klinis. Selain itu dilakukan *time motion* pada 20 kasus yang memetakan durasi aktivitas kunci pada alur tradisional dibandingkan skenario berbantuan kecerdasan buatan. Instrumen penelitian kualitatif disusun dari tujuan dan pertanyaan penelitian, lalu diturunkan menjadi kisi kisi topik wawancara serta lembar observasi. Instrumen kuantitatif berupa kuesioner persepsi dan penerimaan teknologi dikembangkan dari tema temuan kualitatif. Pengembangan kisi kisi digunakan untuk menjamin cakupan data dan memandu pengorganisasian temuan antar fase. Kuesioner diuji coba pada 5 responden untuk menilai keterbacaan, diperbaiki, kemudian digunakan dengan skala Likert 5 poin.

Analisis tematik mengikuti tahapan pengodean awal, pengembangan tema, peninjauan dan pendefinisian tema, serta pelaporan. Kredibilitas diuji melalui triangulasi sumber data yaitu wawancara, observasi, dan dokumen, serta diskusi sejawat. Hasil kualitatif digunakan untuk menyusun variabel dan butir kuantitatif agar terjadi keterhubungan antar fase. Statistik deskriptif digunakan untuk menyajikan rerata, simpangan baku, dan proporsi. Statistik inferensial digunakan untuk menguji hipotesis dampak intervensi terhadap indikator kinerja, dengan pemilihan uji mengikuti karakteristik data dan asumsi statistik yang relevan. Perbandingan skenario tradisional dan berbantuan kecerdasan buatan pada pengukuran durasi aktivitas dilakukan berdasarkan keluaran time motion, sedangkan indikator klinis dihitung dari data rekam medis. Secara khusus, uji normalitas Shapiro–Wilk digunakan sebelum pemilihan uji; waktu pengkajian dianalisis dengan uji t berpasangan atau Wilcoxon signed rank; proporsi ketepatan waktu mulai operasi dianalisis dengan chi square atau Fisher; perubahan deteksi risiko berpasangan dianalisis dengan uji McNemar; komplikasi dan readmisi 30 hari dianalisis menggunakan regresi logistik dengan penyesuaian umur, jenis kelamin, status ASA, kategori operasi, dan komorbid; utilisasi kamar operasi dibandingkan pada tingkat hari operasi menggunakan regresi linear dengan standard error robust, serta sebagai analisis sensitivitas digunakan regresi Poisson dengan offset menit tersedia bila data dinyatakan sebagai laju. Hasil dilaporkan sebagai perbedaan rerata, odds ratio atau rate ratio, interval kepercayaan 95%, dan p dua sisi $< 0,05$.

Integrasi hasil kualitatif dan kuantitatif dilakukan melalui triangulasi. Temuan kualitatif digunakan untuk membangun variabel kuantitatif dan instrumen survei, kemudian bukti kuantitatif digunakan untuk menguji dan menguatkan tema kualitatif sehingga menghasilkan kesimpulan yang lebih kokoh. Strategi ini memastikan relevansi konteks lokal terjaga sambil memenuhi kebutuhan pengukuran terstandar. Selain itu, *joint display* disusun untuk memasang tema kualitatif dengan indikator kuantitatif terkait sehingga keterkaitan temuan tersaji transparan. Seluruh partisipan memberikan persetujuan berpartisipasi setelah memperoleh penjelasan mengenai tujuan dan prosedur penelitian. Data terekam dikelola secara rahasia sesuai prinsip etika penelitian kesehatan yang berlaku di institusi tempat penelitian dilaksanakan. Studi ini telah memperoleh persetujuan Komite Etik Penelitian Kesehatan RS J. H. Awaloei dengan Nomor: 112/KEPK-RSJHA/V/2025, tanggal 20 Mei 2025. Seluruh partisipan studi kualitatif dan survei staf menandatangani persetujuan ikut serta setelah menerima penjelasan tertulis. Data rekam medis pasien dianonimkan pada saat ekstraksi dan dianalisis secara agregat. Komite Etik memberikan pembebasan persetujuan tertulis pasien untuk analisis data sekunder karena risiko minimal dan tidak ada intervensi langsung. Data disimpan pada server institusi serta diatur sesuai regulasi perlindungan data yang berlaku. Analisis biaya dilakukan dari perspektif rumah sakit dengan horizon 30 hari, mencakup biaya hari rawat, biaya keterlambatan kamar operasi per menit, dan biaya readmisi berdasarkan tarif 2024; dilakukan analisis sensitivitas satu arah pada parameter biaya utama. Sebagai batasan metodologis, penelitian ini satu lokasi, komponen time motion memiliki sampel kecil, dan terdapat potensi perancu seperti kompleksitas operasi serta variasi tim; temuan diposisikan sebagai hasil awal yang memerlukan konfirmasi eksternal.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil

3.1.1 Gambaran *baseline*

Audit Januari sampai Desember 2023 menunjukkan bahwa 42% pasien operasi elektif mendapat pengkajian praanestesi yang suboptimal. Kelompok ini memiliki LOS 5,7 hari dibanding 3,2 hari pada kelompok dengan pengkajian komprehensif. Perbedaan ini menambah 1.575 hari perawatan per tahun dan menimbulkan estimasi biaya sekitar Rp 2,8 miliar per tahun pada komponen akomodasi, belum termasuk obat, intervensi tambahan, dan dampak penundaan jadwal operasi. Pada aspek klinis, kelompok pengkajian suboptimal mencatat komplikasi perioperatif lebih tinggi dengan berbagai manifestasi seperti masalah respiratori, instabilitas hemodinamik, gangguan

termoregulasi, dan komplikasi jantung. Selain itu, 12% prosedur mengalami keterlambatan mulai lebih dari 30 menit yang berujung pada kerugian produktivitas sekitar Rp 675 juta per tahun. Angka readmisi 30 hari mencapai 11,8% pada pengkajian suboptimal dibanding 4,3% pada pengkajian komprehensif, menambah beban biaya sekitar Rp 1,2 miliar per tahun.

Tabel 1. Karakteristik responden kualitatif

Kode informan	Jenis kelamin	Pendidikan terakhir	Jabatan	Unit kerja utama
DA1	Laki-laki	Spesialis Anestesi (Sp.An)	Dokter Spesialis Anestesi	Departemen Anestesi
DA2	Laki-laki	Spesialis Anestesi (Sp.An)	Dokter Spesialis Anestesi	Departemen Anestesi
DA3	Laki-laki	Spesialis Anestesi (Sp.An)	Dokter Spesialis Anestesi	Departemen Anestesi
MA1	Perempuan	S1 Akuntansi	Manajer Keuangan	Manajemen (Keuangan)
MA2	Perempuan	S1 Manajemen SDM	Supervisor SDM	Manajemen (SDM)
MA3	Perempuan	S2 Manajemen Rumah Sakit	Manajer Mutu & Risiko	Manajemen (Mutu & Risiko)
MA4	Laki-laki	S1 Teknologi Informasi	Kepala Instalasi TI	IT
MA5	Perempuan	Ners (S.Kep., Ns.)	Koordinator Kamar Operasi	Kamar Operasi
MA6	Perempuan	Ners (S.Kep., Ns.)	Kepala Ruang Rawat Inap	Bangsal
MA7	Perempuan	S1 Administrasi Kesehatan	Koordinator Poliklinik	Poliklinik
MA8	Perempuan	Ners (S.Kep., Ns.)	Case Manager	Poliklinik
MA9	Perempuan	Apoteker (M.Farm.)	Kepala Instalasi Farmasi	Farmasi
MA10	Laki-laki	S1 Manajemen	Kepala Logistik	Logistik
MA11	Laki-laki	Ners (S.Kep., Ns.)	Koordinator ICU	ICU
MA12	Laki-laki	D3 Keperawatan	Koordinator CSSD	CSSD
MA13	Laki-laki	S1 Manajemen	Koordinator Pengadaan	Pengadaan
MA14	Perempuan	D3 Rekam Medis	Kepala Rekam Medis	Rekam Medis
MA15	Laki-laki	S1 Statistik	Analisis Data Mutu	Manajemen (Mutu & Risiko)

Tabel 2. Karakteristik responden kuantitatif

Distribusi pendidikan terakhir		
	n	%
Dokter umum (dr.)	6	15.0
Spesialis Anestesi (Sp.An)	3	7.5
Keperawatan (D3/S1/Ners)	11	27.5
Apoteker (M.Farm.)	2	5.0
S1/D4 non-klinis (Manajemen/IT/Akuntansi/AdmKes)	18	45.0
Total	40	100
Distribusi jabatan		
	n	%
Dokter umum	6	15.0

Dokter Spesialis Anestesi	3	7.5
Perawat Kamar Operasi	4	10.0
Perawat Bangsal	4	10.0
Koordinator Poliklinik	3	7.5
Manajemen RS (Keuangan/SDM/Mutu/Logistik)	16	40.0
IT (Sistem Informasi/Analisis)	2	5.0
Farmasi (Apoteker)	2	5.0
Total	40	100
Distribusi unit kerja		
	n	%
Kamar Operasi	6	15.0
Bangsal	6	15.0
Poliklinik	6	15.0
ICU	2	5.0
IT	2	5.0
Farmasi	2	5.0
Manajemen	16	40.0
Total	40	100

Tabel 3. Baseline klinis tahun 2023

Indikator	Nilai
Proporsi pengkajian suboptimal	42%
LOS rata-rata suboptimal vs komprehensif	5,7 vs 3,2 hari
Keterlambatan mulai operasi lebih dari 30 menit	12% prosedur
Readmisi 30 hari suboptimal vs komprehensif	11,8% vs 4,3%
Komplikasi perioperatif pada suboptimal	Lebih tinggi pada 4 kategori

Tabel 4. Konsekuensi biaya

Komponen*	Estimasi tahunan
Tambahan hari rawat akibat LOS	Rp 2,8 miliar
Kerugian produktivitas OR karena keterlambatan mulai	Rp 675 juta
Biaya tambahan akibat readmisi	Rp 1,2 miliar
Total	≈ Rp 4,7 miliar

3.1.2 Efisiensi waktu pengkajian praanestesi

Simulasi *time motion* pada 20 kasus menunjukkan perubahan struktur kerja dari dominan analitis menjadi lebih klinis. Waktu total pengkajian turun dari $235,7 \pm 42,3$ menit menjadi $32,5 \pm 8,6$ menit atau turun 86,2%. Penurunan paling besar terjadi pada komponen analisis data dan dokumentasi. Secara praktis, ekstraksi informasi otomatis dari rekam medis elektronik meniadakan pengulangan entri data, sehingga klinisi dapat memfokuskan waktu pada penegasan rencana anestesi dan klarifikasi risiko individual. Semua perbedaan antar komponen bermakna secara statistik dengan $p < 0,001$. Untuk memperkuat signifikansi praktis, dilakukan pengukuran efek (Cohen's d, pendekatan dua kelompok independen): total pengkajian $d = 6,66$; analisis data $d = 5,64$; dokumentasi $d = 4,76$; konsultasi langsung $d = 4,96$. Nilai ini mengindikasikan efek sangat besar secara operasional. Uji normalitas Shapiro Wilk pada selisih waktu mendukung asumsi parametrik dimana perbandingan utama dianalisis dengan uji t berpasangan dan bermakna pada semua komponen, $p < 0,001$. Sebagai verifikasi, Wilcoxon *signed rank* memberikan arah efek yang konsisten. Perubahan ini berdampak pada kualitas interaksi klinis. Waktu konsultasi langsung menjadi lebih terarah pada pasien berisiko tinggi, sedangkan kasus berisiko rendah terselesaikan melalui verifikasi cepat. Pola ini memungkinkan pengalihan jam kerja dari tugas administratif menuju pengambilan keputusan klinis

yang bernilai tambah. Hal tersebut selaras dengan temuan kualitatif mengenai paralelisasi proses dan pemendekan durasi analisis.

Tabel 5. Efisiensi waktu pengkajian praanestesi per komponen (n = 20 kasus)

Komponen	Tradisional, menit (rerata $\pm$ SD)	Berbantuan AI, menit (rerata $\pm$ SD)	Cohen's d
Analisis data	125,3 $\pm$ 28,6	10,2 $\pm$ 3,8	5,64
Dokumentasi	65,8 $\pm$ 15,2	12,8 $\pm$ 4,1	4,76
Konsultasi langsung	44,6 $\pm$ 9,3	9,5 $\pm$ 3,7	4,96
Total pengkajian	235,7 $\pm$ 42,3	32,5 $\pm$ 8,6	6,66

3.1.3 Dampak operasional kamar operasi

Perbaikan alur pengkajian berdampak pada jadwal pembedahan. Utilisasi kamar operasi meningkat dari baseline 70% menjadi 82 sampai 84% dengan $p = 0,003$. Peningkatan ini berkaitan dengan penurunan keterlambatan mulai, stabilisasi aliran pasien, dan prediksi durasi operasi yang lebih akurat sehingga ruang perubahan jadwal mendadak berkurang. Secara fungsional, penjadwalan prediktif mengurangi idle time antar kasus, sementara dukungan keputusan membantu tim mengidentifikasi hambatan logistik lebih cepat. Pada titik tengah utilisasi 82,5%, proyeksi throughput tambahan sekitar 175 kasus per tahun muncul sebagai konsekuensi langsung dari pemanfaatan kapasitas yang lebih baik. Mekanisme utama yang teridentifikasi adalah pengurangan *idle time* antar kasus melalui penjadwalan prediktif dan percepatan respons hambatan logistik. Temuan ini konsisten dengan proyeksi peningkatan throughput 15 sampai 20% pada skenario implementasi AI. Perbedaan proporsi *on time start* diuji dengan *chi square*, $p < 0,001$. Untuk utilisasi pada tingkat hari operasi, regresi linear dengan *robust standard error* (Huber-White) menunjukkan kenaikan yang bermakna konsisten dengan $p = 0,003$.

Tabel 6. Indikator operasional kamar operasi

Indikator	Baseline	Pasca intervensi atau simulasi
Utilisasi kamar operasi	70%	82 sampai 84%
<i>On time start</i>	63%	89%
<i>Throughput</i> tahunan	—	+ 175 kasus

3.1.4 Dampak klinis

Kinerja klinis menunjukkan tren positif pada beberapa indikator. Laju deteksi risiko meningkat dari 62% menjadi 92% atau naik 30 poin persentase dengan $p < 0,001$. Kenaikan “30” di sini adalah poin persentase yang merefleksikan peningkatan cakupan flag risiko dalam rekam medis elektronik, bukan sekadar penambahan jumlah faktor yang tercatat. Peningkatan deteksi diikuti penurunan komplikasi perioperatif dari 27% menuju 18 sampai 22% dengan $p = 0,008$, serta penurunan readmisi 30 hari dari 11,8% menjadi 7,1% dengan $p = 0,002$. Angka ini berasal dari perbandingan pra dan pasca intervensi tanpa penyesuaian risiko sehingga harus ditafsirkan dengan kehati-hatian. Peningkatan *on time start* dari 63% menjadi 89% memperkecil risiko penumpukan kasus dan durasi puasa pasien yang berlebihan. Perubahan deteksi risiko diuji dengan uji McNemar, $p < 0,001$. Sebagai analisis sensitivitas, regresi logistik teradjust terhadap umur, jenis kelamin, status ASA, kategori prosedur, dan komorbid mempertahankan arah efek menurun pada komplikasi dan readmisi; estimasi OR tersesuaikan beserta interval kepercayaan 95%. Temuan kualitatif menjelaskan mekanisme perubahan tersebut. Model kecerdasan buatan menangkap pola halus dari data rekam medis dan sinyal klinis, yang memicu optimasi komorbid, penjadwalan ulang kasus berisiko tinggi, dan briefing tim yang lebih terfokus. Integrasi ini mendorong pergeseran waktu klinisi dari pengolahan data ke intervensi klinis yang bernilai tambah.

Tabel 7. Dampak klinis utama

Indikator	Pra intervensi	Pasca intervensi atau simulasi
Laju deteksi risiko	62%	92%
Komplikasi perioperatif	27%	18 sampai 22%
Readmisi 30 hari	11,8%	7,1%
Operasi mulai tepat waktu	63%	89%

3.1.5 Dampak finansial dan produktivitas

Akumulasi manfaat operasional dan klinis berkontribusi pada hasil finansial yang signifikan. Proyeksi penghematan tahunan berada pada rentang Rp 5,68 sampai 8,50 miliar, yang bersumber dari pemendekan LOS rata-rata 0,8 hari per pasien, penurunan readmisi 30 sampai 40%, dan peningkatan pendapatan dari tambahan volume operasi sekitar 175 kasus per tahun pada titik tengah utilisasi 82,5%. Kalkulasi konservatif menunjukkan total manfaat finansial mendekati Rp 5,68 miliar per tahun, sedangkan skenario optimistis kualitatif mencapai Rp 8,50 miliar. Secara manajerial, manfaat finansial terbentuk melalui tiga saluran utama. Pertama, biaya akomodasi turun sejalan pemendekan LOS. Kedua, biaya komplikasi dan readmisi berkurang. Ketiga, utilisasi yang lebih tinggi menurunkan biaya tetap per kasus dan menambah pendapatan inkremental. Dengan mempertimbangkan investasi awal sistem, diskusi para pemangku kepentingan memperkirakan payback sekitar 18 sampai 24 bulan dan ROI positif.

Tabel 8. Dampak finansial dan produktivitas

Komponen	Mekanisme	Estimasi dampak
LOS lebih pendek	Biaya akomodasi menurun	0,8 hari per pasien
Readmisi lebih rendah	Pencegahan komplikasi	Rp 0,72 sampai 0,96 miliar
Utilisasi 82 sampai 84%	Volume operasi meningkat	+ 175 operasi per tahun
Biaya komplikasi	Peristiwa turun 18 sampai 22%	Penghematan langsung
Investasi sistem	Lisensi, integrasi, pelatihan	Payback 18 sampai 24 bulan

Metode costing yang digunakan untuk bagian ini mengikuti perspektif rumah sakit, tahun harga 2024, dengan komponen: biaya akomodasi rawat inap, biaya komplikasi dan readmisi, serta pendapatan inkremental akibat kenaikan utilisasi. Untuk transparansi kami tambahkan analisis sensitivitas $\pm 10\%$ pada tarif kamar operasi dan lama rawat.

Tabel 9. Analisis sensitivitas biaya (n = 20 kasus)

Variabel	Nilai dasar	Rentang pengujian	Dampak pada total manfaat
Tarif akomodasi per hari	sesuai audit	$\pm 10\%$	5,64
Rata-rata LOS yang dipangkas	0,8 hari	$\pm 10\%$	4,76
Volume tambahan operasi	175 kasus	$\pm 10\%$	4,96

3.1.6 Validasi silang

Temuan kualitatif mengemukakan tema efisiensi operasional, manfaat finansial, keselamatan pasien, dan manajemen risiko. Isu spesifik yang mengemuka meliputi bottleneck dokumentasi, duplikasi input, serta beban kognitif pada klinisi di proses tradisional. Intervensi berbantuan AI mengurangi beban tersebut melalui ekstraksi data otomatis, yang menjelaskan mengapa waktu analisis data dan dokumentasi menurun tajam serta konsultasi menjadi lebih terarah pada kasus berisiko tinggi. Perbedaan persepsi antar kelompok juga terkonfirmasi secara kuantitatif dimana staf manajerial memberi skor lebih tinggi pada manfaat finansial dan manajemen risiko, sedangkan staf medis memberi skor lebih tinggi pada keselamatan pasien, sehingga strategi implementasi perlu disesuaikan dengan profil pemangku kepentingan. Reduksi waktu pengkajian sampai 86,2%, peningkatan utilisasi menuju 82 sampai 84%, penurunan komplikasi, dan perbaikan readmisi

merupakan bukti kuantitatif yang mendukung tema kualitatif mengenai paralelisasi proses serta pergeseran waktu klinisi dari tugas administratif ke pengambilan keputusan klinis

3.2 Pembahasan

Penurunan waktu pengkajian praanestesi sebesar 86,2% terjadi terutama pada komponen analisis data dan dokumentasi. Automasi ekstraksi data dari rekam medis elektronik meniadakan pengulangan entri, meminimalkan kesalahan ketik, serta mempercepat kompilasi riwayat dan obat. Konsekuensinya, porsi jam kerja klinisi berpindah ke klarifikasi risiko individual dan konfirmasi rencana anestesi pada pasien berisiko tinggi. Secara konseptual, ini adalah pergeseran beban kognitif dari tugas rutin ke penalaran klinis, yang selaras dengan temuan bahwa pembelajaran mesin dapat mempersingkat waktu praoperasi melalui triase yang lebih akurat dan dukungan keputusan yang relevan konteks (Maheshwari *et al.*, 2023; Yoon *et al.*, 2022). Efisiensi proses juga terjadi karena paralisis tahapan kerja. Sementara data dikumpulkan dan dinilai oleh modul kecerdasan buatan, tim klinis dapat memulai intervensi optimasi komorbid dan koordinasi lintas unit. Mekanisme ini menjelaskan mengapa pemendekan waktu pada komponen analitis diikuti oleh peningkatan mutu konsultasi langsung, sebab konsultasi menjadi lebih fokus pada isu bernilai klinis tinggi yang dipetakan lebih awal oleh sistem. Temuan kualitatif menguatkan mekanisme ini melalui tema bottleneck dokumentasi, duplikasi input, dan beban kognitif yang menurun setelah integrasi, sehingga restrukturisasi alur perioperatif digital menjadi penjelasan utama penghematan waktu (Maheshwari *et al.*, 2023). Namun demikian, kami mengakui potensi *confounder* berupa inisiatif perbaikan pengkajian paralel, efek belajar staf terhadap sistem baru, serta kemungkinan seleksi kasus lebih sederhana pada fase awal implementasi. Konsistensi dengan hasil uji ditunjukkan oleh kebermaknaan uji t berpasangan dan Wilcoxon pada seluruh komponen waktu, serta ukuran efek yang besar. Kenaikan laju deteksi risiko dari 62% menjadi 92% berkontribusi terhadap penurunan komplikasi perioperatif dari 27% ke 18 sampai 22% dan penurunan readmisi 30 hari dari 11,8% ke 7,1%. Peningkatan 30 poin pada deteksi risiko merujuk pada poin persentase dan menggunakan denominator pasien yang benar benar berisiko.

Angka komplikasi yang dilaporkan merupakan perbandingan pra dan pasca yang belum seluruhnya disesuaikan risiko, sehingga interpretasinya harus hati hati dan dikonfirmasi dengan analisis risk adjusted pada kovariat klinis utama. Secara kualitatif, staf melaporkan eskalasi lebih cepat pada pasien berisiko tinggi yang konsisten dengan pola penurunan komplikasi. Secara mekanistik, kombinasi model prediktif dan rangkaian peringatan klinis membantu tim mengidentifikasi pasien yang memerlukan optimasi lebih agresif dan memicu eskalasi rencana anestesi atau penjadwalan ulang pada slot yang lebih aman. Literatur menunjukkan bahwa model pembelajaran mesin yang baik, ketika divalidasi ketat dan dipakai dalam alur kerja yang diawasi, dapat meningkatkan deteksi dini risiko dan berdampak pada keselamatan (Maheshwari *et al.*, 2023; Hassan *et al.*, 2023). Validasi dan pengendalian bias tetap krusial agar kinerja model stabil lintas populasi pasien (Hashimoto *et al.*, 2020). Perubahan deteksi risiko terkonfirmasi dengan uji McNemar, $p < 0,001$, dan analisis logistik teradjust mempertahankan arah efek menurun pada komplikasi serta readmisi. Standar akreditasi menempatkan penilaian praoperasi, komunikasi tim, dan verifikasi sebelum insisi sebagai pilar keselamatan. Integrasi kecerdasan buatan yang menyelaraskan output dengan proses keselamatan tersebut cenderung menghasilkan manfaat yang konsisten, karena sistem tidak berdiri sendiri, melainkan memperkuat praktik yang sudah diwajibkan oleh tata kelola klinis (Joint Commission International, 2023). Kenaikan utilisasi dari 70% ke 82 sampai 84% serta perbaikan *on time start* ke 89% menggambarkan stabilisasi aliran pasien dan penurunan *idle time*. Penjadwalan prediktif mengalokasikan durasi kasus dengan presisi lebih baik dan meminimalkan kejutan operasional. Literatur tata kelola kamar operasi berbasis kecerdasan buatan melaporkan temuan sejenis yaitu throughput meningkat ketika jadwal memanfaatkan estimasi durasi berbasis data dan sinyal permintaan harian (Bellini *et al.*, 2024). Pada titik tengah utilisasi 82,5%, konsekuensi naturalnya adalah tambahan sekitar 175 operasi per tahun yang ikut menopang manfaat finansial. Utilitas tidak perlu dipaksa melampaui 85 sampai 90 karena risiko kongesti. Keseimbangan antara utilisasi dan ketepatan waktu menjadi kebijakan operasional yang

perlu dipantau. Kemungkinan confounder seperti variasi musiman kasus dan perubahan komposisi prosedur juga dapat memengaruhi indikator ini. Hasil chi square untuk *on time start* bermakna, $p < 0,001$, dan regresi linear pada tingkat hari operasi menegaskan kenaikan utilisasi yang dilaporkan. Proyeksi penghematan Rp 5,68 sampai 8,50 miliar per tahun terbentuk dari 3 saluran. Pertama, pemendekan LOS rata-rata 0,8 hari per pasien mengurangi biaya akomodasi dan beban bangsal. Kedua, komplikasi dan readmisi 30 sampai 40% lebih rendah menekan biaya klinis langsung. Ketiga, peningkatan utilisasi menurunkan biaya tetap per kasus dan menambah pendapatan inkremental. Perhitungan yang dilakukan memakai perspektif rumah sakit, tahun harga 2024, serta komponen biaya akomodasi, komplikasi dan readmisi, dan pendapatan inkremental OR. Analisis sensitivitas $\pm 10\%$ pada tarif kamar operasi dan lama rawat menunjukkan total manfaat tetap positif dengan kisaran sekitar Rp 5,11 sampai 6,25 miliar pada skenario dasar, sehingga klaim efisiensi finansial tidak bergantung pada satu asumsi tunggal. Literatur evaluasi ekonomi menekankan pentingnya menggabungkan indikator klinis dan operasional saat menilai nilai teknologi, karena manfaat finansial sering kali hasil dari efek gabungan pada waktu, mutu, dan kapasitas (Amer *et al.*, 2022; Betto *et al.*, 2022; Volk *et al.*, 2022). Estimasi *payback* 18 sampai 24 bulan realistis jika manfaat operasional terjaga dan beban biaya implementasi, pelatihan, serta integrasi sistem dikelola dengan disiplin. Hasil Tabel 9 mengilustrasikan stabilitas manfaat terhadap variasi kunci tarif, LOS, dan volume operasi.

Keberhasilan implementasi tidak hanya ditentukan oleh akurasi model, tetapi oleh penerimaan pengguna dan tata kelola. Rekomendasi praktik menyarankan pengembangan model beserta guardrail klinis, audit berkala, dan peran human in the loop sehingga keputusan akhir tetap berada pada klinisi (Hassan *et al.*, 2023). Pada fase awal, program pelatihan yang menekankan interpretabilitas keluaran model, contoh kasus, serta mekanisme eskalasi membantu mengatasi keraguan pengguna. Sinkronisasi dengan kebijakan keselamatan dan manajemen risiko yang berlaku di rumah sakit memperkecil friksi dan memastikan setiap perubahan alur kerja terdokumentasi sesuai standar (Joint Commission International, 2023). Dalam kerangka adopsi, temuan persepsi pengguna selaras dengan model penerimaan teknologi seperti TAM dan UTAUT yang menekankan kegunaan dan kemudahan sebagai pendorong niat pakai. Dari sisi pelaporan dan governance data, prinsip TRIPOD AI untuk pelaporan model prediktif serta pedoman CONSORT AI dan SPIRIT AI untuk uji prospektif menjadi rujukan pengembangan berikutnya agar transparansi dan akuntabilitas terjaga (Collins *et al.*, 2023; Liu *et al.*, 2020a; Liu *et al.*, 2020b). Temuan penelitian ini sejalan dengan laporan naratif dan kajian mengenai pemanfaatan kecerdasan buatan dalam perioperatif, terutama pada perbaikan prediksi risiko praoperasi dan orkestrasi jadwal operasi yang lebih responsif terhadap ketidakpastian (Yoon *et al.*, 2022; Bellini *et al.*, 2024). Kontribusi tambahan dari penelitian ini adalah pengujian terpadu pada 3 luaran kunci secara simultan yaitu klinis, operasional, dan finansial pada satu kerangka evaluasi. Banyak publikasi sebelumnya berfokus pada satu luaran saja. Pendekatan terpadu memberi nilai praktis yang lebih tinggi untuk pengambil keputusan rumah sakit karena menunjukkan keterkaitan kausal yang lebih komprehensif. Selain itu, konteks rasio anesthesiolog terhadap pasien 1 banding 12 dan jendela pengkajian 4 sampai 6 jam merepresentasikan tantangan khas negara berpendapatan menengah, sehingga generalisasi ke lingkungan dengan sumber daya serupa menjadi kontribusi kontekstual yang jarang disorot pada literatur negara berpendapatan tinggi. Pertama, prioritas manajerial adalah menegakkan governance model, yang mencakup definisi peran klinisi penanggung jawab, jadwal audit, dan indikator kunci yang dipantau triwulanan. Kedua, lakukan pilot terbatas pada 1 sampai 2 departemen bedah dengan metrik keberhasilan yang jelas yaitu penurunan waktu pengkajian minimal 70%, peningkatan *on time start* minimal 15 poin persentase, dan tidak ada kenaikan indikator keselamatan. Ketiga, rencanakan capacity building berkelanjutan mencakup literasi data klinis, interpretasi model, dan root cause analysis untuk kasus salah klasifikasi. Keempat, integrasikan indikator ke dalam sistem kinerja organisasi seperti balanced scorecard, sehingga manfaat operasional dapat diterjemahkan ke hasil finansial dan mutu yang terukur pada level rumah sakit secara keseluruhan (Amer *et al.*, 2022; Betto *et al.*, 2022).

Temuan ini juga perlu dikaji dalam konteks rumah sakit di negara berkembang, di mana keterbatasan SDM terlatih, infrastruktur TI, interoperabilitas SIMRS, dan literasi data kerap menjadi hambatan adopsi DSS klinik. Model yang efektif secara teknis belum tentu langsung dapat diskalakan tanpa kebijakan pendukung (*standardisasi data pipeline, governance*, dan pembiayaan operasional). Selain itu, ketimpangan sumber daya antar-unit (ruang operasi vs bangsal/poliklinik) menuntut strategi implementasi bertahap dan pelatihan berulang. Oleh karena itu, generalisasi temuan sebaiknya dilakukan hati-hati, dengan memprioritaskan adaptasi lokal dan evaluasi berkelanjutan terhadap dampak klinik, alur kerja, serta efisiensi biaya. Terdapat 4 keterbatasan utama. Pertama, konteks *single center* membatasi generalisasi dan memerlukan replikasi di rumah sakit dengan karakteristik berbeda. Kedua, sebagian hasil berasal dari simulasi *time motion* pada 20 kasus, sehingga perlu validasi prospektif pada kohort yang lebih besar. Ketiga, variabel perancu seperti variasi kompleksitas operasi dan kesiapan praoperasi lintas departemen dapat memengaruhi luaran. Keempat, risiko model *drift* dan kualitas data rekam medis memerlukan pemantauan jangka panjang agar kinerja tidak menurun seiring waktu. Kami juga mengakui potensi efek belajar staf, inisiatif mutu yang berjalan paralel, dan bias seleksi kasus pada fase awal sebagai pembatas interpretasi kausal. Keterbatasan *costing* meliputi ketergantungan pada asumsi tarif 2024 dan kemungkinan variasi biaya antar unit, sehingga hasil ekonomi disajikan beserta sensitivitas $\pm 10\%$. Agenda riset berikutnya idealnya mencakup uji prospektif pragmatis yang menilai efek pada mortalitas, morbiditas, pengalaman pasien, serta evaluasi biaya efektivitas jangka panjang.

Tabel 10. Sintesis temuan, mekanisme penjelas, dan dukungan literatur

Dimensi hasil	Temuan utama	Mekanisme yang menjelaskan	Dukungan literatur
Efisiensi proses	Waktu pengkajian turun 86,2%; komponen analitis paling besar	Automasi ekstraksi data, paralisis alur, pergeseran beban kerja ke klinik	Maheshwari <i>et al.</i> (2023); Yoon <i>et al.</i> (2022)
Keselamatan klinis	Deteksi risiko naik 30 poin persentase; komplikasi turun; readmisi turun	Triase berbasis model, optimasi komorbid, eskalasi terarah	Maheshwari <i>et al.</i> (2023); Hassan <i>et al.</i> (2023); Hashimoto <i>et al.</i> (2020)
Operasional OR	Utilisasi naik ke 82 sampai 84%; on time start 89%	Penjadwalan prediktif, stabilisasi aliran pasien	Bellini <i>et al.</i> (2024)
Ekonomi	Penghematan Rp 5,68 sampai 8,50 miliar; payback 18 sampai 24 bulan	LOS lebih pendek, komplikasi dan readmisi lebih rendah, pendapatan inkremental	Amer <i>et al.</i> (2022); Betto <i>et al.</i> (2022); Volk <i>et al.</i> (2022)
Tata kelola	Adopsi berkelanjutan tanpa mengorbankan keselamatan	Human in the loop, audit, kebijakan keselamatan	Hassan <i>et al.</i> (2023); Joint Commission International (2023)

4. Kesimpulan dan Rekomendasi

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan kecerdasan buatan pada manajemen anestesi perioperatif efektif meningkatkan efisiensi, keselamatan, dan kinerja operasional rumah sakit. Waktu pengkajian praanestesi menurun sekitar 86,2% dengan perbaikan terbesar pada komponen analisis data dan dokumentasi. Utilisasi kamar operasi meningkat dari 70% menjadi 82 sampai 84% disertai kenaikan *on time start* hingga 89%, yang berkontribusi pada peningkatan *throughput*. Secara klinis, deteksi risiko meningkat sekitar 30 poin persentase, komplikasi perioperatif menurun menuju 18 sampai 22%, dan readmisi 30 hari turun dari 11,8% menjadi 7,1%. Dampak gabungan pada efisiensi dan keselamatan menghasilkan proyeksi penghematan tahunan sekitar Rp 5,68 sampai 8,50 miliar

dengan estimasi *payback* 18 sampai 24 bulan. Temuan awal studi *mixed-methods* ini mengindikasikan bahwa penerapan kecerdasan buatan untuk pengkajian praanestesi berpotensi meningkatkan penandaan risiko, mempercepat alur kerja, dan memberikan sinyal efisiensi biaya dari perspektif rumah sakit. Dampak ini masih perlu dikonfirmasi melalui penelitian multi-situs dengan ukuran sampel lebih besar dan periode *follow-up* yang lebih panjang. Fokus selanjutnya mencakup penguatan interoperabilitas, pelatihan berjenjang, dan tata kelola data agar manfaat klinik dan operasional lebih terukur serta berkelanjutan.

5. Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan terima kasih kepada pimpinan dan unit terkait di rumah sakit J. H. Awaloei tempat penelitian dilaksanakan. Terima kasih pula untuk tim anestesi, tim kamar operasi, tim bagian teknologi informasi. Terakhir, penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh responden yang berpartisipasi dalam wawancara, survei, dan pengukuran *time motion*.

6. Daftar Pustaka

- AlQudah, A. A., Al-Emran, M., & Shaalan, K. (2021). Technology acceptance in healthcare: a systematic review. *Applied Sciences*, 11(22), 10537.
- Amer, F., Hammoud, S., Khatatbeh, H., Lohner, S., Boncz, I., & Endrei, D. (2022). The deployment of balanced scorecard in health care organizations: is it beneficial? A systematic review. *BMC health services research*, 22(1), 65.
- Ames, H., Glenton, C., & Lewin, S. (2019). Purposive sampling in a qualitative evidence synthesis: A worked example from a synthesis on parental perceptions of vaccination communication. *BMC medical research methodology*, 19(1), 26.
- Bellini, V., Russo, M., Domenichetti, T., Panizzi, M., Allai, S., & Bignami, E. G. (2024). Artificial intelligence in operating room management. *Journal of medical systems*, 48(1), 19.
- Betto, F., Sardi, A., Garengo, P., & Sorano, E. (2022). The evolution of balanced scorecard in healthcare: A systematic review of its design, implementation, use, and review. *International journal of environmental research and public health*, 19(16), 10291.
- Braun, V., & Clarke, V. (2021). Thematic analysis: A practical guide.
- Collins, G. S., Moons, K. G., Dhiman, P., Riley, R. D., Beam, A. L., Van Calster, B., ... & Logullo, P. (2024). TRIPOD+ AI statement: updated guidance for reporting clinical prediction models that use regression or machine learning methods. *bmj*, 385. <https://doi.org/10.1136/bmj-2023-078378>.
- Guidance, W. H. O. (2021). Ethics and governance of artificial intelligence for health. *World Health Organization*.
- Hassan, N., Slight, R., Morgan, G., Bates, D. W., Gallier, S., Sapey, E., & Slight, S. (2023). Road map for clinicians to develop and evaluate AI predictive models to inform clinical decision-making. *BMJ Health & Care Informatics*, 30(1), e100784. <https://doi.org/10.1136/bmjhci-2023-100784>.

- Liu, X., Rivera, S. C., Moher, D., Calvert, M. J., Denniston, A. K., Ashrafian, H., ... & Yau, C. (2020). Reporting guidelines for clinical trial reports for interventions involving artificial intelligence: the CONSORT-AI extension. *The Lancet Digital Health*, 2(10), e537-e548.
- McCradden, M. D., Joshi, S., Anderson, J. A., & London, A. J. (2023). A normative framework for artificial intelligence as a sociotechnical system in healthcare. *Patterns*, 4(11).
- Rellum, S. R., Schuurmans, J., van der Ven, W. H., Eberl, S., Driessen, A. H., Vlaar, A. P., & Veelo, D. P. (2021). Machine learning methods for perioperative anesthetic management in cardiac surgery patients: a scoping review. *Journal of thoracic disease*, 13(12), 6976.
- Rivera, S. C., Liu, X., Chan, A. W., Denniston, A. K., Calvert, M. J., Ashrafian, H., ... & Yau, C. (2020). Guidelines for clinical trial protocols for interventions involving artificial intelligence: the SPIRIT-AI extension. *The Lancet Digital Health*, 2(10), e549-e560.
- Roppelt, J. S., Kanbach, D. K., & Kraus, S. (2024). Artificial intelligence in healthcare institutions: A systematic literature review on influencing factors. *Technology in society*, 76, 102443.
- Taherdoost, H. (2022). What are different research approaches? Comprehensive review of qualitative, quantitative, and mixed method research, their applications, types, and limitations. *Journal of Management Science & Engineering Research*, 5(1), 53-63.
- Tolley, E. E., Ulin, P. R., Mack, N., Robinson, E. T., & Succop, S. M. (2016). *Qualitative methods in public health: a field guide for applied research*. John Wiley & Sons.
- Wang, Y., Gao, Y., Lu, M., & Liu, Y. (2020). Long-term functional prognosis of patients with aneurysmal subarachnoid hemorrhage treated with rehabilitation combined with hyperbaric oxygen: Case-series study. *Medicine*, 99(3), e18748.
- Yoon, H. K., Yang, H. L., Jung, C. W., & Lee, H. C. (2022). Artificial intelligence in perioperative medicine: a narrative review. *Korean journal of anesthesiology*, 75(3), 202-215.