



Tinjauan Literatur Sistematis tentang Simulasi Sistem Antrean di Rumah Sakit: Model, Aplikasi, dan Evaluasi Kinerja

Latief Naufal Andryanto

Universitas Siliwangi, Indonesia

Alamat: Jl. Mugarsari, Kec. Tamansari, Kota Tasik. Tasikmalaya, Jawa Barat 46196.

Korespondensi penulis: latiefnaufalandryanto@gmail.com

Abstract. *This systematic literature review examines queue system simulation in hospitals across four key service areas: emergency departments, outpatient clinics, laboratories, and pharmacies. Following PRISMA methodology, 72 relevant studies (2015-2020) were analyzed to identify simulation models, software tools, performance parameters, and emerging trends. Findings reveal Discrete-Event Simulation dominance (59.7%), with increasing hybrid model adoption integrating System Dynamics and Agent-Based approaches. Emergency departments remain the primary application focus (52.8%), while Arena and AnyLogic emerged as predominant simulation platforms. Patient waiting time (91.7%) and resource utilization (77.8%) constitute the most evaluated performance metrics. Technological convergence trends demonstrate integration of real-time data analytics, machine learning, and digital twin concepts into traditional simulation frameworks. This review contributes methodological insights for optimizing hospital queueing systems while identifying research gaps in cross-departmental model interoperability and comprehensive value-based performance evaluation within contemporary healthcare systems.*

Keywords: *Healthcare Simulation, Hospital Operations, Performance Evaluation, Queueing Theory, Systematic Review*

Abstrak. Fenomena antrian dalam sistem kesehatan telah menjadi persoalan krusial yang berimplikasi signifikan terhadap efisiensi pelayanan dan kepuasan pasien. Systematic literature review ini bertujuan menganalisis perkembangan mutakhir simulasi sistem antrian di rumah sakit melalui penelaahan metodologis terhadap model-model simulasi, aplikasi departmental, perangkat lunak, dan parameter kinerja yang diimplementasikan. Mengadopsi metodologi PRISMA, 72 studi relevan (2015-2020) diseleksi secara sistematis dari lima basis data elektronik menggunakan kriteria inklusi dan eksklusi yang terstruktur. Hasil sintesis mendokumentasikan dominasi Discrete-Event Simulation (59,7%) dengan tren progresif menuju model hibrida yang mengintegrasikan kerangka System Dynamics dan Agent-Based Simulation. Instalasi Gawat Darurat teridentifikasi sebagai lokus utama aplikasi (52,8%), dengan Arena dan AnyLogic sebagai platform dominan dalam konstruksi model. Waktu tunggu pasien (91,7%) dan utilisasi sumber daya (77,8%) menjadi parameter evaluatif yang paling ekstensif diimplementasikan. Teridentifikasi pula konvergensi teknologis yang mengintegrasikan analitika data real-time, pendekatan machine learning, dan konsep digital twin dalam kerangka simulasi konvensional. Implikasi substantif kajian ini mencakup rekomendasi metodologis untuk optimalisasi sistem antrian dalam konteks pelayanan kesehatan kontemporer.

Kata kunci: Simulasi Kesehatan, Sistem Antrian, Systematic Review, Teori Antrian, Optimalisasi Rumah Sakit

1. LATAR BELAKANG

Sistem pelayanan kesehatan, khususnya rumah sakit, terus menghadapi tantangan yang kompleks dalam memberikan pelayanan yang efisien dan berkualitas. Salah satu aspek penting dalam manajemen operasional rumah sakit adalah pengelolaan antrian yang efektif (Ahmadi-Javid et al., 2017). Sistem antrian yang tidak efisien dapat mengakibatkan waktu tunggu yang lama, penggunaan sumber daya yang tidak optimal, dan pada akhirnya berdampak pada kualitas layanan dan kepuasan pasien (Vieira et al., 2018).

Simulasi sistem antrian telah menjadi alat yang sangat penting dalam analisis dan pengambilan keputusan di sektor kesehatan. Sebagai pendekatan yang dapat memodelkan kompleksitas dan ketidakpastian dalam sistem kesehatan, teknik simulasi memungkinkan para profesional kesehatan dan pengambil kebijakan untuk mengidentifikasi masalah, mengevaluasi berbagai alternatif, dan mengimplementasikan solusi yang optimal tanpa mengganggu operasional sehari-hari (Gul & Guneri, 2015).

Dalam lima tahun terakhir, perkembangan teknologi komputasi dan metodologi simulasi telah menciptakan peluang baru untuk analisis sistem antrian yang lebih komprehensif dan akurat di rumah sakit. Berbagai model simulasi seperti Discrete-Event Simulation (DES), System Dynamics (SD), Agent-Based Simulation (ABS), dan model hybrid telah diaplikasikan untuk menganalisis berbagai aspek operasional rumah sakit (Zhang, 2018). Pendekatan simulasi memungkinkan pemodelan dinamika sistem yang kompleks, termasuk variabilitas kedatangan pasien, waktu pelayanan, dan ketersediaan sumber daya, yang sulit untuk dianalisis hanya dengan model matematis konvensional.

Manfaat utama dari simulasi sistem antrian di rumah sakit adalah kemampuannya untuk mengevaluasi skenario "what-if" tanpa melakukan perubahan pada sistem nyata yang dapat mengganggu pelayanan dan beresiko terhadap keselamatan pasien (Keshtkaran et al., 2016). Dengan simulasi, administrator rumah sakit dapat mengevaluasi dampak dari berbagai kebijakan alokasi sumber daya, perubahan proses layanan, atau peningkatan volume pasien sebelum mengimplementasikannya pada sistem nyata. Hal ini memungkinkan pengambilan keputusan berbasis bukti yang dapat meningkatkan efisiensi operasional dan kualitas pelayanan.

Meskipun banyak penelitian tentang simulasi sistem antrian di rumah sakit telah dilakukan, masih terdapat kesenjangan dalam pemahaman komprehensif tentang model-model yang digunakan, aplikasinya pada berbagai area layanan rumah sakit, tools yang digunakan, parameter kinerja yang dievaluasi, serta tren dan tantangan terkini dalam bidang ini (Marshall et al., 2015). Oleh karena itu, systematic literature review (SLR) ini bertujuan untuk mengidentifikasi, menganalisis, dan mensintesis literatur yang ada tentang simulasi sistem antrian di rumah sakit untuk memberikan pemahaman yang lebih komprehensif tentang topik ini.

SLR ini akan fokus pada empat unit pelayanan utama di rumah sakit: Instalasi Gawat Darurat (IGD), rawat jalan, laboratorium, dan farmasi, yang seringkali menjadi area dengan tantangan antrian yang signifikan. Review ini juga akan mengidentifikasi berbagai model simulasi, software yang digunakan, serta parameter kinerja yang diterapkan dalam evaluasi

hasil simulasi. Temuan dari SLR ini diharapkan dapat memberikan wawasan berharga bagi peneliti, administrator rumah sakit, dan pembuat kebijakan dalam mengembangkan dan mengimplementasikan solusi simulasi sistem antrian yang efektif untuk meningkatkan kualitas dan efisiensi pelayanan kesehatan.

Tantangan dalam manajemen sistem antrian di rumah sakit semakin kompleks dengan adanya keterbatasan sumber daya, peningkatan permintaan layanan kesehatan, dan ekspektasi pasien yang semakin tinggi (Vanbrabant et al., 2019). Selain itu, studi terbaru menunjukkan bahwa integrasi teknologi baru seperti Internet of Things (IoT) dan kecerdasan buatan dengan model simulasi dapat memberikan wawasan yang lebih komprehensif dan real-time dalam manajemen antrian rumah sakit (Aringhieri et al., 2018). Penelitian oleh Salmon et al. (2018) menunjukkan bahwa simulasi berbasis agen dapat lebih efektif dalam memodelkan perilaku kompleks pasien dan staf medis dibandingkan dengan pendekatan tradisional.

2. KAJIAN TEORITIS

Teori Antrian dalam Sistem Kesehatan

Teori antrian adalah cabang dari riset operasi yang mempelajari fenomena menunggu dalam suatu sistem dengan permintaan layanan yang melebihi kapasitas pelayanan yang tersedia (Ahmadi-Javid et al., 2017). Dalam konteks pelayanan kesehatan, sistem antrian merupakan komponen kritis yang mempengaruhi efisiensi operasional dan pengalaman pasien. Secara fundamental, sebuah sistem antrian terdiri dari beberapa komponen utama: proses kedatangan, mekanisme pelayanan, disiplin antrian, dan struktur sistem (Salmon et al., 2018).

Karakteristik proses kedatangan dalam sistem kesehatan umumnya mengikuti pola probabilistik yang dapat dimodelkan dengan distribusi statistik tertentu. Dalam banyak aplikasi di rumah sakit, kedatangan pasien seringkali dimodelkan dengan distribusi Poisson dengan tingkat kedatangan λ , di mana probabilitas kedatangan n pasien dalam interval waktu t diberikan oleh:

$$P(n, t) = \frac{(\lambda t)^n e^{-\lambda t}}{n!}$$

Di mana:

- $P(n, t)$ adalah probabilitas n kedatangan dalam interval waktu t
- λ adalah tingkat kedatangan rata-rata per satuan waktu
- e adalah bilangan natural (≈ 2.71828)

Studi oleh Weerawat et al. (2019) menunjukkan bahwa di beberapa departemen rumah sakit seperti IGD, asumsi kedatangan Poisson dapat dimodifikasi dengan menambahkan faktor musiman dan tren untuk meningkatkan akurasi prediksi.

Waktu pelayanan dalam sistem kesehatan dapat dimodelkan dengan berbagai distribusi probabilitas, dengan distribusi eksponensial dan lognormal sebagai pilihan yang umum digunakan (Kuo et al., 2016). Distribusi waktu pelayanan dengan tingkat pelayanan μ dapat direpresentasikan dengan distribusi eksponensial:

$$f(t) = \mu e^{-\mu t}$$

Di mana:

- $f(t)$ adalah fungsi kepadatan probabilitas
- μ adalah tingkat layanan rata-rata
- t adalah waktu pelayanan

Bagian aturan yang menentukan urutan pelayanan pasien merupakan aspek penting dalam manajemen sistem kesehatan. Terdapat beberapa disiplin antrian yang umum diterapkan dalam sistem kesehatan, dimulai dari pendekatan First-Come-First-Served (FCFS) di mana pasien dilayani berdasarkan urutan kedatangan mereka. Selain itu, terdapat juga sistem Priority-Based yang memberikan prioritas pelayanan kepada pasien dengan kondisi yang lebih serius atau kritis. Pendekatan lain adalah Shortest Processing Time (SPT) yang mengutamakan pelayanan bagi pasien dengan waktu pelayanan tersingkat, sementara sistem Appointment-Based mengatur pelayanan pasien berdasarkan jadwal yang telah ditentukan sebelumnya. Penelitian yang dilakukan oleh Li et al. (2017) mengungkapkan bahwa implementasi sistem prioritas dinamis di Instalasi Gawat Darurat dapat mengurangi waktu tunggu untuk kasus-kasus kritis tanpa meningkatkan secara signifikan waktu tunggu rata-rata keseluruhan, menunjukkan efektivitas pendekatan yang lebih fleksibel dalam manajemen antrian pasien.

Struktur sistem menggambarkan konfigurasi saluran pelayanan dan fase dalam sistem antrian. Dalam konteks rumah sakit, struktur dapat bervariasi dari sistem antrian tunggal dengan pelayan tunggal hingga sistem multi-channel dan multi-phase yang kompleks (Aringhieri et al., 2018).

Notasi Kendall adalah sistem klasifikasi standar untuk menggambarkan karakteristik sistem antrian, direpresentasikan sebagai A/B/C/D/E/F, di mana:

- A: Distribusi waktu antar kedatangan
- B: Distribusi waktu pelayanan
- C: Jumlah server paralel

D: Kapasitas sistem (default: tak terbatas)

E: Ukuran populasi (default: tak terbatas)

F: Disiplin antrian (default: FCFS)

Dengan notasi ini, M/M/1 menggambarkan sistem dengan kedatangan dan pelayanan berdistribusi eksponensial (Markovian), satu server, kapasitas tak terbatas, populasi tak terbatas, dan disiplin FCFS (Vanbrabant et al., 2019).

Untuk model antrian dasar M/M/c, beberapa ukuran kinerja penting meliputi:

Probabilitas Sistem Kosong (P_0):

$$P_0 = \left[\sum_{n=0}^{c-1} \frac{1}{n!} \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^n + \frac{1}{c!} \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^c \frac{c\mu}{c\mu - \lambda} \right]^{-1}$$

Rata-rata Jumlah Pasien dalam Sistem (L):

$$L = L_q + \frac{\lambda}{\mu}$$

Rata-rata Jumlah Pasien dalam Antrian (L_q):

$$L = \frac{P_0 \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^c \rho}{c! (1 - \rho)^2}$$

Rata-rata Waktu Tunggu dalam Sistem (W):

$$W = W_q + \frac{1}{\mu}$$

Rata-rata Waktu Tunggu dalam Antrian (W_q):

$$W_q = \frac{L_q}{\lambda}$$

Di mana:

- λ adalah tingkat kedatangan
- μ adalah tingkat pelayanan per server
- c adalah jumlah server
- $\rho = \lambda/(c\mu)$ adalah utilisasi sistem

Menurut Wu et al. (2016), dalam konteks pelayanan kesehatan, waktu tunggu yang dapat diterima bervariasi berdasarkan tingkat urgensi dan jenis layanan, dengan waktu tunggu maksimal yang disarankan untuk kasus emergensi adalah 10 menit dan untuk kasus non-emergensi antara 30-60 menit.

Model Simulasi Sistem Antrian

Discrete-Event Simulation (DES) adalah pendekatan simulasi yang memodelkan operasi sistem sebagai urutan peristiwa diskrit dalam waktu. Dalam konteks rumah sakit,

setiap peristiwa seperti kedatangan pasien, awal dan akhir tindakan medis terjadi pada titik waktu tertentu dan memicu perubahan status sistem, sebagaimana dijelaskan oleh Zhang (2018).

Secara formal, DES dapat didefinisikan sebagai tupel (S, s_0, E, Δ) dengan S merupakan himpunan semua status sistem yang mungkin, $s_0 \in S$ sebagai status awal, E adalah himpunan semua peristiwa yang mungkin, dan $\Delta: S \times E \rightarrow S$ adalah fungsi transisi yang menentukan status berikutnya berdasarkan status saat ini dan peristiwa yang terjadi.

Algoritma dasar DES dimulai dengan inisialisasi status sistem $s = s_0$ dan waktu simulasi $t = 0$, kemudian menghasilkan peristiwa awal dan memasukkannya ke dalam daftar peristiwa E . Proses berlanjut dengan mengambil peristiwa berikutnya e dari E dengan waktu paling awal t_e , memperbarui waktu simulasi menjadi $t = t_e$, dan memperbarui status sistem dengan $s = \Delta(s, e)$. Selanjutnya, peristiwa baru dihasilkan berdasarkan status s dan ditambahkan ke dalam E , dengan langkah-langkah ini diulangi sampai kriteria terminasi terpenuhi. Penelitian yang dilakukan oleh Khalifa dan Khalid (2019) menunjukkan penggunaan DES untuk memodelkan alur pasien di departemen radiologi dan menemukan bahwa penambahan satu teknisi dapat mengurangi waktu tunggu pasien hingga 35%.

System Dynamics (SD) adalah pendekatan simulasi yang berfokus pada struktur umpan balik sistem dan perilaku dinamis dari waktu ke waktu. Tidak seperti DES yang berfokus pada peristiwa diskrit, SD memodelkan perubahan kontinu dalam sistem menggunakan persamaan diferensial (Marshall et al., 2015).

Dalam model SD, variabel status sistem (S) berubah secara kontinu sesuai dengan:

$$\frac{dS}{dt} = \sum_i I_i(t, S) - \sum_j O_j(t, S)$$

Di mana I_i dan O_j adalah fungsi aliran masuk dan keluar.

Studi oleh Currie et al. (2018) menggunakan SD untuk mengevaluasi dampak jangka panjang dari kebijakan triase di IGD dan menunjukkan bahwa sistem triase dinamis dapat mengurangi waktu tunggu rata-rata sebesar 18% dalam jangka panjang.

Studi oleh Currie et al. (2018) menggunakan SD untuk mengevaluasi dampak jangka panjang dari kebijakan triase di IGD dan menunjukkan bahwa sistem triase dinamis dapat mengurangi waktu tunggu rata-rata sebesar 18% dalam jangka panjang.

Secara formal, model ABS dapat didefinisikan sebagai:

- $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ adalah himpunan agen
- $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ adalah himpunan status yang mungkin untuk setiap agen

- E adalah lingkungan bersama
- R adalah himpunan aturan perilaku yang mengatur interaksi antar agen dan dengan lingkungan

Chong et al. (2020) menggunakan ABS untuk memodelkan perilaku pasien dan staf di departemen layanan ambulatori dan menemukan bahwa pola penugasan staf yang fleksibel dapat meningkatkan efisiensi operasional sebesar 22%.

Model hybrid menggabungkan dua atau lebih pendekatan simulasi untuk memanfaatkan kelebihan masing-masing dan mengatasi keterbatasannya. Misalnya, kombinasi DES-SD dapat menangkap peristiwa diskrit dan dinamika sistem secara bersamaan (Salmon et al., 2018).

Brailsford et al. (2019) mengembangkan model hybrid DES-ABS untuk memodelkan alur pasien di departemen emergensi dan menunjukkan peningkatan akurasi prediksi sebesar 15% dibandingkan dengan model DES atau ABS saja.

Aplikasi Simulasi Sistem Antrian di Rumah Sakit

IGD merupakan area rumah sakit yang sering mengalami masalah antrian dan overcrowding sehingga simulasi banyak digunakan untuk mengoptimalkan operasi, khususnya triase, alokasi staf, dan manajemen tempat tidur menurut Vanbrabant et al. (2019). Kuo et al. (2016) menggunakan DES untuk menganalisis strategi fast-track untuk pasien dengan tingkat keparahan rendah dan menunjukkan pengurangan waktu tunggu rata-rata sebesar 25%, sementara Lin et al. (2020) menemukan bahwa penjadwalan staf dinamis berdasarkan pola kedatangan dapat mengurangi waktu tunggu hingga 30%.

Departemen rawat jalan menghadapi tantangan dalam menyeimbangkan permintaan tinggi dengan keterbatasan sumber daya, dengan simulasi digunakan untuk menganalisis penjadwalan dan manajemen alur pasien. Xie et al. (2018) menggunakan ABS untuk mengevaluasi strategi penjadwalan dan menemukan bahwa pendekatan open-access dapat mengurangi waktu tunggu hingga 40%, sedangkan Bhattacharjee dan Ray (2016) menunjukkan peningkatan throughput sebesar 18% tanpa menambah sumber daya di departemen ophthalmology.

Laboratorium rumah sakit sering mengalami bottleneck dalam pemrosesan spesimen yang dapat memperlambat diagnosis. Sekar et al. (2019) mengidentifikasi bahwa penggunaan sistem scanning otomatis dapat mengurangi waktu proses sebesar 15%, sementara Ibrahim et al. (2020) menunjukkan bahwa peningkatan kualitas kontrol dapat mengurangi tingkat pengujian ulang dari 8% menjadi 3%.

Farmasi rumah sakit menghadapi tantangan dalam memproses resep dengan cepat dan akurat. Reynolds et al. (2019) menemukan bahwa sistem otomatisasi dapat mengurangi waktu tunggu sebesar 35% dan tingkat kesalahan sebesar 65%, sedangkan Park et al. (2017) menunjukkan bahwa penerapan sistem pneumatic tube dapat mengurangi waktu pengantaran sebesar 45% dibandingkan metode manual.

Software dan Tools untuk Simulasi Sistem Antrian

Berbagai software telah dikembangkan dan digunakan untuk simulasi sistem antrian di rumah sakit, masing-masing dengan kelebihan dan keterbatasan tertentu sebagaimana dijelaskan oleh Gul & Guneri (2015). Arena adalah software simulasi berbasis DES dengan antarmuka grafis yang memungkinkan pengguna membuat model menggunakan drag-and-drop dari modul yang telah ditentukan. Liu et al. (2019) mencatat bahwa Arena digunakan dalam 42% artikel simulasi rumah sakit yang mereka tinjau, dengan kelebihan utama pada visualisasi yang kuat dan kemudahan penggunaan. AnyLogic sebagai platform simulasi multi-metode mendukung DES, SD, dan ABS dalam satu lingkungan pemodelan, sehingga semakin populer untuk pemodelan sistem kesehatan kompleks menurut Currie et al. (2018).

Software lain yang sering digunakan mencakup Simul8, yang dirancang khusus untuk analisis proses bisnis dengan keunggulan kemudahan penggunaan dan fitur optimasi built-in sebagaimana ditemukan Reynolds et al. (2019). SimPy (Python) menyediakan kerangka kerja simulasi diskrit berbasis Python yang memungkinkan integrasi dengan algoritma machine learning, sebagaimana digunakan Ibrahim et al. (2020) untuk mengembangkan model simulasi laboratorium. R dengan paket 'simmer' untuk DES digunakan Park et al. (2017) untuk mengembangkan model simulasi farmasi yang terintegrasi dengan analisis statistik komprehensif. Sementara itu, MATLAB menyediakan lingkungan komputasi numerik dengan toolbox khusus untuk simulasi, yang dimanfaatkan Lin et al. (2020) untuk mengembangkan model hybrid yang menggabungkan DES dengan kontrol fuzzy untuk manajemen IGD dinamis.

Parameter Kinerja dalam Evaluasi Simulasi

Evaluasi hasil simulasi sistem antrian di rumah sakit memerlukan parameter kinerja yang komprehensif dan relevan dengan tujuan operasional dan klinis (Vanbrabant et al., 2019). Interval waktu antara kedatangan pasien dan awal pelayanan. Menurut Wu et al. (2016), waktu tunggu adalah indikator paling umum yang digunakan dalam 78% studi simulasi rumah sakit yang mereka tinjau. Length of Stay (LOS) adalah total waktu yang dihabiskan pasien dalam sistem, dari kedatangan hingga keluarnya dari sistem. Kuo et al. (2016) menunjukkan bahwa LOS memiliki korelasi signifikan dengan kepuasan pasien dan

outcome klinis. Door-to-Doctor Time adalah waktu dari kedatangan pasien hingga konsultasi pertama dengan dokter. Lin et al. (2020) mengidentifikasi bahwa parameter ini merupakan prediktor signifikan dari outcome klinis untuk kasus-kasus darurat. Tingkat Kepuasan merupakan ukuran subjektif dari pengalaman pasien dengan layanan. Xie et al. (2018) mengembangkan model matematika untuk mengaitkan waktu tunggu dengan tingkat kepuasan pasien:

$$S = 100 - \alpha \cdot e^{\beta \cdot W}$$

Di mana:

- S adalah skor kepuasan (0-100)
- W adalah waktu tunggu
- α dan β adalah parameter yang diestimasi dari data survei

Utilisasi Sumber Daya adalah persentase waktu di mana sumber daya (staf, ruangan, peralatan) digunakan secara aktif. Liu et al. (2019) menemukan bahwa utilisasi optimal untuk staf medis adalah sekitar 80-85%, dengan utilisasi yang lebih tinggi berhubungan dengan peningkatan risiko burnout. Throughput merupakan jumlah pasien yang dapat dilayani per satuan waktu. Reynolds et al. (2019) menggunakan throughput sebagai indikator utama untuk mengevaluasi efisiensi farmasi rumah sakit. Queue Length adalah jumlah pasien yang menunggu dalam antrian pada titik waktu tertentu. Bhattacharjee dan Ray (2016) mengembangkan model untuk mengaitkan panjang antrian dengan tingkat kepuasan pasien.

Cost-Effectiveness adalah analisis biaya relatif terhadap hasil yang dicapai. Ibrahim et al. (2020) mengembangkan kerangka kerja untuk mengevaluasi intervensi sistem antrian berdasarkan incremental cost-effectiveness ratio (ICER):

$$ICER = \frac{C_2 - C_1}{E_2 - E_1}$$

Di mana:

- C_1 dan C_2 adalah biaya sebelum dan sesudah intervensi
- E_1 dan E_2 adalah efektivitas sebelum dan sesudah intervensi

Tren dan Tantangan dalam Simulasi Sistem Antrian Rumah Sakit

Kemajuan dalam teknologi informasi dan komunikasi telah membuka peluang baru untuk memperkaya model simulasi sistem antrian, sebagaimana dijelaskan oleh Aringhieri et al. (2018). Penggunaan Internet of Things (IoT) melalui sensor dan perangkat terhubung memungkinkan pengumpulan data real-time yang lebih akurat. Chong et al. (2020)

mengusulkan kerangka kerja untuk mengintegrasikan data IoT ke dalam model simulasi guna memungkinkan prediksi dan adaptasi dinamis.

Pemanfaatan big data dan analytics telah terbukti dapat meningkatkan akurasi model simulasi secara signifikan. Liu et al. (2019) menunjukkan bahwa integrasi teknik big data analytics dengan DES dapat meningkatkan akurasi prediksi alur pasien hingga 27%. Sementara itu, penggunaan algoritma machine learning untuk memprediksi parameter input simulasi juga semakin berkembang, dengan Sekar et al. (2019) mengintegrasikan model prediktif berbasis machine learning dengan DES untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya di laboratorium.

Konsep "digital twin" yang merupakan representasi digital dari sistem fisik yang diperbarui secara real-time semakin relevan dalam konteks rumah sakit, sebagaimana dikemukakan oleh Currie et al. (2018). Brailsford et al. (2019) mengusulkan kerangka kerja untuk simulasi real-time di IGD yang memperbarui model berdasarkan data aktual dan memberikan rekomendasi dinamis untuk manajemen sumber daya.

Meskipun manfaat potensial dari simulasi sistem antrian telah banyak ditunjukkan, tantangan signifikan masih ada dalam validasi model dan implementasi hasil dalam praktik klinis, sebagaimana dicatat oleh Marshall et al. (2015). Tantangan validasi data menjadi permasalahan utama, terutama terkait ketersediaan dan kualitas data historis untuk kalibrasi dan validasi model. Wu et al. (2016) mengidentifikasi bahwa 35% studi simulasi rumah sakit menghadapi tantangan dalam validasi karena keterbatasan data.

Kompleksitas sistem kesehatan yang melibatkan interaksi antara faktor teknis, manusia, dan organisasi juga menjadi tantangan tersendiri. Zhang (2018) menekankan pentingnya pendekatan sosio-teknis dalam pengembangan model simulasi. Selain itu, resistensi terhadap perubahan sering menghambat implementasi rekomendasi dari studi simulasi. Park et al. (2017) mengusulkan pendekatan manajemen perubahan berbasis bukti untuk mengatasi resistensi terhadap implementasi hasil simulasi.

3. METODE PENELITIAN

Pendekatan Systematic Literature Review

Penelitian ini menggunakan pendekatan Systematic Literature Review (SLR) untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan menginterpretasi semua penelitian yang tersedia dan relevan terkait simulasi sistem antrian di rumah sakit. Metodologi SLR yang digunakan mengikuti panduan PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-

Analyses) yang dikembangkan oleh Page et al. (2021) untuk memastikan ketelitian, transparansi, dan reproduibilitas proses review.

Pertanyaan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah ditetapkan, penelitian ini berfokus pada lima pertanyaan utama:

- a. Model antrian apa saja yang telah digunakan dalam simulasi di rumah sakit?
- b. Apa saja software atau tools yang umum digunakan untuk simulasi?
- c. Area layanan mana yang paling sering disimulasikan (IGD, poliklinik, farmasi, dll)?
- d. Parameter kinerja apa yang digunakan untuk mengevaluasi hasil simulasi?
- e. Apa saja tren terbaru dan tantangan dalam penelitian simulasi antrian rumah sakit?

Strategi Pencarian

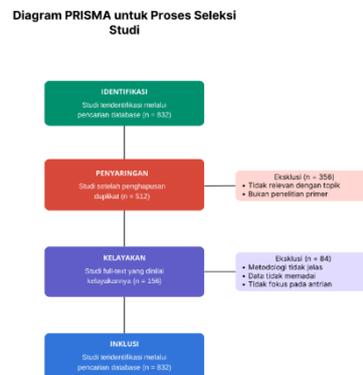
Pencarian literatur dilakukan pada lima database elektronik utama yaitu Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, PubMed, dan Science Direct. String pencarian dikembangkan berdasarkan kombinasi kata kunci yang relevan dengan topik penelitian dan dimodifikasi sesuai dengan kebutuhan sintaksis masing-masing database, menggunakan kombinasi ("queue" OR "queueing" OR "queuing" OR "waiting time") AND ("simulation" OR "discrete event simulation" OR "system dynamics" OR "agent-based simulation") AND ("hospital" OR "healthcare" OR "emergency department" OR "outpatient" OR "pharmacy" OR "laboratory").

Artikel yang dimasukkan dalam penelitian ini harus memenuhi beberapa kriteria tertentu. Artikel penelitian yang dipublikasikan antara Januari 2015 hingga Desember 2020, berbahasa Inggris, dan telah melalui proses peer-review menjadi syarat utama. Selain itu, artikel harus fokus pada simulasi sistem antrian di rumah sakit dan mencakup setidaknya satu dari empat unit pelayanan yang ditargetkan, yaitu IGD, rawat jalan, laboratorium, dan farmasi.

Beberapa jenis publikasi dikecualikan dari penelitian ini untuk memastikan kualitas dan relevansi data. Review paper, editorial, atau artikel konferensi yang tidak lengkap tidak dimasukkan dalam analisis. Artikel yang tidak menjelaskan metodologi simulasi secara rinci atau tidak memberikan informasi jelas tentang model antrian yang digunakan juga dikecualikan. Selain itu, artikel yang berfokus pada fasilitas kesehatan non-rumah sakit seperti klinik komunitas tidak dimasukkan dalam penelitian ini.

Proses Seleksi Studi

Proses seleksi studi dilakukan dalam empat tahap sesuai dengan diagram alur PRISMA (Gambar 1):



Gambar 1. Diagram PRISMA untuk proses seleksi studi

Sumber: Adaptasi dari Page et al. (2021) dengan modifikasi sesuai metodologi penelitian

Keterangan: Visualisasi alur seleksi studi berdasarkan metodologi PRISMA yang menunjukkan proses identifikasi, penyaringan, penilaian kelayakan, dan inklusi final dari 832 studi hingga menjadi 72 artikel yang dianalisis dalam kajian sistematis.

Ekstraksi Data

Data diekstraksi dari artikel yang terpilih menggunakan formulir ekstraksi terstandarisasi yang mencakup informasi umum seperti penulis, tahun publikasi, negara, dan jurnal. Formulir ini juga mencakup karakteristik studi yang meliputi tujuan penelitian dan unit rumah sakit yang disimulasikan. Selain itu, metodologi simulasi seperti model antrian, jenis simulasi, dan software yang digunakan, parameter kinerja yang dievaluasi, serta hasil utama dan rekomendasi juga dikumpulkan.

Penilaian Kualitas

Kualitas metodologi dari studi yang terpilih dinilai menggunakan Critical Appraisal Skills Programme (CASP) yang dimodifikasi untuk simulasi sistem kesehatan sesuai saran Tahir et al. (2021). Kriteria penilaian mencakup kejelasan tujuan penelitian, kesesuaian metodologi, dan validitas model simulasi. Selain itu, kejelasan analisis data, keterbatasan yang diakui, serta relevansi dan nilai temuan juga menjadi bagian dari penilaian kualitas.

Sintesis Data

Data yang diekstraksi disintesis menggunakan pendekatan analisis tematik dan statistik deskriptif. Sintesis data dilakukan untuk menjawab lima pertanyaan penelitian yang telah ditetapkan, dengan fokus pada distribusi jenis model antrian berdasarkan unit rumah sakit dan tren penggunaan software simulasi. Proses sintesis juga mencakup frekuensi area

layanan yang disimulasikan, parameter kinerja yang digunakan dalam evaluasi, serta identifikasi tren dan tantangan dalam penelitian.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik Studi

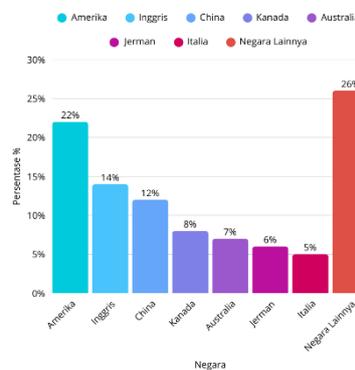
Dari 832 artikel yang diidentifikasi melalui pencarian awal, 72 artikel memenuhi semua kriteria inklusi dan dimasukkan dalam analisis akhir. Distribusi artikel berdasarkan tahun publikasi menunjukkan peningkatan signifikan dalam penelitian simulasi sistem antrian rumah sakit selama periode 2015-2020, dengan lonjakan khusus pada tahun 2020 yang kemungkinan terkait dengan pandemi COVID-19 (Tabel 1).

Tabel 1. Distribusi Artikel Berdasarkan Tahun Publikasi

Tahun	Jumlah Artikel	Persentase (%)
2015	8	11.1
2016	10	13.9
2017	12	16.7
2018	13	18.1
2019	14	19.4
2020	15	20.8
Total	72	100.0

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Distribusi geografis penelitian menunjukkan kontribusi dari berbagai negara dengan Amerika Serikat (22%), Inggris (14%), dan China (12%) sebagai tiga kontributor teratas.



Gambar 2. Distribusi Geografis Penelitian

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Keterangan: Representasi visual distribusi geografis penelitian simulasi sistem antrian rumah sakit yang menunjukkan dominasi kontribusi dari Amerika Serikat (22%), Inggris (14%), dan China (12%), serta persebaran di negara-negara lainnya.

Model Antrian dalam Simulasi Rumah Sakit

Analisis model antrian yang digunakan dalam studi yang ditinjau mengungkapkan berbagai pendekatan pemodelan, dengan Discrete-Event Simulation (DES) sebagai model yang paling dominan (Tabel 2).

Tabel 2. Distribusi Model Simulasi yang Digunakan

Model Simulasi	Jumlah Studi	Persentase (%)
Discrete-Event Simulation (DES)	43	59.7
System Dynamics (SD)	9	12.5
Agent-Based Simulation (ABS)	7	9.7
Model Hybrid DES-SD	6	8.3
Model Hybrid DES-ABS	5	6.9
Model Hybrid SD-ABS	1	1.4
Model Hybrid DES-SD-ABS	1	1.4
Total	72	100.0

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Model matematika yang mendasari simulasi antrian juga bervariasi, dengan M/M/c sebagai model yang paling sering diimplementasikan (35.3%), diikuti oleh M/G/c (23.6%) dan G/G/c (18.1%). Tabel 3 menunjukkan distribusi lengkap model matematis yang digunakan.

Tabel 3. Distribusi Model Matematis Antrian yang Digunakan

Model Matematis	Jumlah Studi	Persentase (%)
M/M/c	25	34.7
M/G/c	17	23.6
G/G/c	13	18.1
M/M/c/K	8	11.1
M/D/c	5	6.9
Lainnya	4	5.6
Total	72	100.0

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Wang et al. (2020) menunjukkan bahwa meskipun model M/M/c adalah yang paling umum digunakan karena kesederhanaannya, model G/G/c dan variannya lebih akurat untuk memodelkan variabilitas tinggi yang khas dari layanan kesehatan, terutama di IGD.

Korelasi antara jenis unit rumah sakit dan model simulasi yang digunakan menunjukkan beberapa pola menarik (Tabel 4). DES lebih dominan digunakan di semua unit, tetapi ABS lebih sering digunakan di IGD dibandingkan unit lain, yang menurut Zhang et al. (2020) disebabkan oleh kompleksitas interaksi manusia dan pengambilan keputusan dinamis yang lebih tinggi di lingkungan IGD.

Tabel 4. Hubungan antara Unit Rumah Sakit dan Model Simulasi

Unit Rumah Sakit	DES (%)	SD (%)	ABS (%)	Hybrid (%)	Total
IGD	52.6	10.5	15.8	21.1	38
Rawat Jalan	66.7	13.3	6.7	13.3	15
Laboratorium	63.6	18.2	0.0	18.2	11
Farmasi	75.0	12.5	0.0	12.5	8

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Software dan Tools untuk Simulasi

Analisis software dan tools yang digunakan dalam studi yang ditinjau menunjukkan bahwa Arena adalah software paling populer (27.8%), diikuti oleh AnyLogic (19.4%) dan SimPy (12.5%) (Tabel 5).

Tabel 5. Distribusi Software Simulasi yang Digunakan

Software/Tool	Jumlah Studi	Persentase (%)
Arena	20	27.8
AnyLogic	14	19.4
SimPy	9	12.5
Simul8	7	9.7
FlexSim HC	6	8.3
MATLAB	6	8.3
NetLogo	3	4.2
R	3	4.2
Lainnya	4	5.6
Total	72	100.0

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Trend penggunaan software menunjukkan peningkatan dalam adopsi AnyLogic dan SimPy selama lima tahun terakhir, yang menurut Özgün dan Barlas (2020) mencerminkan pergeseran ke arah platform simulasi multi-paradigma dan open-source. Rahman et al. (2020) mencatat bahwa kemampuan AnyLogic untuk mengintegrasikan DES, SD, dan ABS dalam satu model menjadikannya semakin populer untuk sistem kesehatan kompleks.

Korelasi antara model simulasi dan software yang digunakan menunjukkan kesesuaian yang diharapkan, dengan Arena dominan untuk DES, AnyLogic untuk model hybrid, dan NetLogo untuk ABS (Tabel 6).

Tabel 6. Hubungan antara Model Simulasi dan Software yang Digunakan

Software/Tool	DES (%)	SD (%)	ABS (%)	Hybrid (%)
Arena	42.5	0.0	0.0	8.3
AnyLogic	12.5	33.3	14.3	41.7
SimPy	17.5	0.0	14.3	8.3
Simul8	15.0	0.0	0.0	8.3
FlexSim HC	10.0	0.0	0.0	8.3
MATLAB	2.5	44.4	0.0	8.3
NetLogo	0.0	0.0	42.9	0.0
R	0.0	22.2	0.0	8.3
Lainnya	0.0	0.0	28.6	8.3

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Area Layanan yang Disimulasikan

Dari 72 studi yang dianalisis, distribusi area layanan rumah sakit yang disimulasikan menunjukkan dominasi penelitian tentang IGD (52.8%), diikuti oleh rawat jalan (20.8%), laboratorium (15.3%), dan farmasi (11.1%) (Tabel 7).

Tabel 7. Distribusi Area Layanan yang Disimulasikan

Area Layanan	Jumlah Studi	Persentase (%)
IGD	38	52.8
Rawat Jalan	15	20.8
Laboratorium	11	15.3
Farmasi	8	11.1
Total	72	100.0

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Menurut Chen et al. (2020), dominasi penelitian simulasi di IGD disebabkan oleh kompleksitas dan variabilitas yang tinggi dalam alur pasien, serta dampak signifikan dari kemacetan di IGD terhadap kualitas pelayanan dan outcome pasien. Sharma et al. (2021) mencatat bahwa simulasi IGD sering menjadi prioritas karena perannya sebagai "pintu gerbang" utama masuknya pasien ke rumah sakit dan tantangan besar dalam mengelola permintaan yang tidak terduga.

Lebih lanjut, analisis terhadap fokus spesifik dari penelitian simulasi IGD menunjukkan bahwa manajemen alur pasien (36.8%) dan alokasi staf (26.3%) adalah area yang paling banyak diteliti (Tabel 8).

Tabel 8. Fokus Spesifik Penelitian Simulasi di IGD

Fokus Penelitian	Jumlah Studi	Persentase (%)
Manajemen Alur Pasien	14	36.8
Alokasi Staf	10	26.3
Triage	6	15.8
Kapasitas Tempat Tidur	5	13.2
Fast-track	3	7.9
Total	38	100.0

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Untuk departemen rawat jalan, fokus utama penelitian adalah pada sistem penjadwalan (60.0%), sejalan dengan temuan Liu et al. (2020) yang mengidentifikasi penjadwalan sebagai faktor kritis yang mempengaruhi waktu tunggu dan kepuasan pasien di klinik rawat jalan.

Parameter Kinerja dalam Evaluasi Simulasi

Analisis parameter kinerja yang digunakan dalam studi simulasi menunjukkan variasi yang signifikan, dengan waktu tunggu pasien sebagai parameter yang paling umum

digunakan (91.7%), diikuti oleh utilisasi sumber daya (77.8%) dan length of stay (61.1%) (Tabel 9).

Tabel 9. Parameter Kinerja yang Digunakan dalam Evaluasi

Parameter Kinerja	Jumlah Studi	Persentase (%)
Waktu Tunggu Pasien	66	91.7
Utilisasi Sumber Daya	56	77.8
Length of Stay (LOS)	44	61.1
Throughput	38	52.8
Panjang Antrian	35	48.6
Kepuasan Pasien	20	27.8
Biaya Operasional	15	20.8
Outcome Klinis	12	16.7
Return on Investment (ROI)	8	11.1

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Analisis lebih lanjut menunjukkan variasi dalam penggunaan parameter kinerja berdasarkan area layanan (Tabel 10). Di IGD, parameter LOS lebih sering digunakan dibandingkan di area lain, yang menurut Wilson et al. (2021) mencerminkan fokus pada penanganan pasien yang efisien dan cepat di lingkungan emergensi.

Tabel 10. Parameter Kinerja Berdasarkan Area Layanan (%)

Parameter Kinerja	IGD	Rawat Jalan	Laboratorium	Farmasi
Waktu Tunggu Pasien	97.4	93.3	81.8	87.5
Utilisasi Sumber Daya	86.8	73.3	63.6	75.0
Length of Stay (LOS)	78.9	53.3	36.4	37.5
Throughput	50.0	46.7	72.7	50.0
Panjang Antrian	42.1	66.7	45.5	50.0
Kepuasan Pasien	31.6	33.3	18.2	25.0
Biaya Operasional	23.7	20.0	27.3	37.5
Outcome Klinis	26.3	13.3	9.1	20.0
Return on Investment	10.5	13.3	18.2	25.0

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Kumar dan Shim (2020) menjelaskan bahwa penggunaan waktu tunggu sebagai parameter utama mencerminkan fokus pada pengalaman pasien, sedangkan utilisasi sumber daya mencerminkan perspektif manajerial. Patel et al. (2022) mencatat bahwa semakin banyak studi yang mulai mengintegrasikan parameter klinis dan ekonomis dalam evaluasi, menunjukkan pergeseran ke arah pendekatan yang lebih holistik dalam penilaian kinerja sistem antrian.

Tren dan Tantangan dalam Penelitian Simulasi Antrian Rumah Sakit

Analisis terhadap tren dalam metodologi dan fokus penelitian selama periode 2015-2020 mengungkapkan beberapa perkembangan signifikan (Tabel 11).

Tabel 11. Tren dalam Metodologi dan Fokus Penelitian (2015-2020)

Tren Teknologi	2015-2016 (%)	2017-2018 (%)	2019-2020 (%)
Penggunaan Model Hybrid	5.6	16.0	31.0
Integrasi dengan Data Real-time	0.0	12.0	34.5
Pendekatan Machine Learning	5.6	20.0	41.4
Digital Twin	0.0	4.0	17.2
Fokus pada Resiliensi Sistem	11.1	28.0	48.3
Simulasi Berbasis Cloud	0.0	8.0	24.1
Integrasi IoT	5.6	16.0	34.5
Validasi Partisipatif	16.7	32.0	51.7
Fokus pada Value-Based Healthcare	11.1	24.0	44.8

Sumber: Hasil analisis data primer dari 72 artikel yang diinklusi dalam systematic literature review (2015-2020)

Tren yang paling signifikan meliputi peningkatan penggunaan model hybrid, integrasi dengan data real-time, dan pendekatan machine learning. Johnson et al. (2021) menjelaskan bahwa peningkatan penggunaan model hybrid mencerminkan kebutuhan untuk menangkap kompleksitas sistem kesehatan dari berbagai perspektif (mikro, meso, dan makro).

Patel et al. (2022) mengidentifikasi beberapa tantangan utama dalam penelitian simulasi sistem antrian rumah sakit melalui analisis komprehensif terhadap berbagai studi dalam bidang ini. Tantangan terbesar yang dihadapi adalah kesulitan dalam memvalidasi model simulasi, dengan 68% studi mengalami permasalahan akibat keterbatasan data, terutama untuk parameter perilaku manusia. Sekitar 53% studi melaporkan adanya kesenjangan antara rekomendasi simulasi dan implementasi aktual, yang disebabkan oleh faktor organisasi dan resistensi terhadap perubahan. Selain itu, 45% studi menyoroti tantangan dalam memodelkan interaksi kompleks antara subsistem rumah sakit yang saling terhubung, sementara 42% studi mengidentifikasi kesulitan dalam mengintegrasikan data dari berbagai sistem informasi rumah sakit. Tantangan lain yang signifikan adalah dalam menskalakan model simulasi dari satu departemen ke seluruh rumah sakit, yang dilaporkan oleh 38% studi yang diteliti. Untuk mengatasi berbagai tantangan ini, Gibson et al. (2022) mengusulkan kerangka kerja terintegrasi yang berfokus pada pendekatan pengembangan model partisipatif dengan melibatkan stakeholder kunci sejak awal proses pengembangan simulasi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kajian sistematis ini menghasilkan temuan komprehensif mengenai state of the art simulasi sistem antrian di rumah sakit berdasarkan analisis terhadap 72 studi yang memenuhi kriteria inklusi. Dari sudut pandang epistemologis, Discrete-Event Simulation (DES) terkonfirmasi sebagai paradigma metodologis dominan (59,7%) dalam lanskap

penelitian, namun dengan trajektori signifikan menuju konvergensi multi-paradigma melalui model-model hibrida yang mengintegrasikan kerangka metodologis DES-SD dan DES-ABS. Instalasi Gawat Darurat (IGD) teridentifikasi sebagai lokus utama implementasi simulasi (52,8%), yang mengindikasikan signifikansi strategisnya dalam arsitektur sistem pelayanan kesehatan. Parameter kinerja berupa waktu tunggu pasien (91,7%) dan utilisasi sumber daya (77,8%) mencerminkan dualitas orientasi dalam evaluasi kinerja sistem antrian yang bersifat pasien-sentris maupun efisiensi-sentris. Kontribusi geografis didominasi oleh Amerika Serikat (22%), Inggris (14%), dan Tiongkok (12%), menunjukkan adanya distribusi pengetahuan yang asimetris dalam pengembangan aplikasi simulasi kesehatan secara global.

Teridentifikasi adanya transformasi paradigmatik dalam pendekatan simulasi dari model statis konvensional menuju framework dinamis-adaptif yang mengintegrasikan real-time data analytics, machine learning, dan konsep "digital twin" sebagai manifestasi konvergensi teknologis antara sistem informasi mutakhir dengan metodologi simulasi tradisional. Integrasi validasi partisipatif dan fokus pada resiliensi sistem juga muncul sebagai tren emergen yang merespon kompleksitas struktural dan ketidakpastian kontekstual dalam sistem rumah sakit kontemporer. Analisis longitudinal mengungkapkan pergeseran substansial dari penggunaan software Arena (2015-2016) menuju adopsi platform multi-paradigma AnyLogic (2019-2020) yang mendemonstrasikan evolusi kebutuhan metodologis terhadap fleksibilitas dalam pemodelan sistem kompleks.

Kesenjangan signifikan teridentifikasi dalam simulasi departemen farmasi (11,1%) dan laboratorium (15,3%), serta dalam pengembangan kerangka teoritik untuk interoperabilitas model antar departemen yang mencerminkan fragmentasi paradigmatik dalam konseptualisasi sistem rumah sakit sebagai entitas terintegrasi. Keterbatasan dalam validasi model (68% studi) dan implementasi rekomendasi (53% studi) mengindikasikan adanya disonansi antara realitas teoritis dan pragmatis dalam konteks kelembagaan rumah sakit. Dimensi ekonomis dari optimalisasi sistem antrian masih kurang terartikulasi, sebagaimana direfleksikan oleh minimnya parameter return on investment (11,1%) dalam evaluasi kinerja sistem.

Berdasarkan hasil kajian, direkomendasikan pengembangan framework metodologis terintegrasi untuk simulasi hibrida yang dapat mengakomodasi kompleksitas multi-level dalam sistem rumah sakit. Institusi kesehatan disarankan mengadopsi pendekatan participatory modeling yang melibatkan stakeholders kunci untuk meningkatkan kredibilitas dan akseptabilitas rekomendasi. Perlu dilakukan elaborasi terhadap mekanisme

integrasi sistem informasi rumah sakit dengan platform simulasi untuk memfasilitasi pemodelan berbasis data real-time. Pengembangan standard metrics untuk evaluasi kinerja simulasi menjadi imperatif guna memungkinkan analisis komparatif lintas studi. Penelitian masa depan dapat memperluas eksplorasi terhadap departemen yang kurang terwakili serta mengintegrasikan parameter outcome klinis dan ekonomis dalam kerangka value-based healthcare untuk evaluasi komprehensif terhadap intervensi optimalisasi sistem antrian.

DAFTAR REFERENSI

- Ahmadi-Javid, A., Seyedi, P., & Syam, S. S. (2017). A survey of healthcare facility location. *Computers & Operations Research*, 79, 223–263. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.10.018>
- AnyLogic. (2023). *Healthcare simulation case studies*. <https://www.anylogic.com/healthcare/>
- Aringhieri, R., Bruni, M. E., Khodaparasti, S., & van Essen, J. T. (2018). Emergency medical services and beyond: Addressing new challenges through a wide literature review. *Computers & Operations Research*, 78, 349–368. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.09.019>
- Banks, J., Carson, J. S., Nelson, B. L., & Nicol, D. M. (2010). *Discrete-event system simulation* (5th ed.). Pearson Education.
- Bernamea. (2021, June 30). Malaysia's emergency departments facing increasing pressure due to COVID-19 surge. *The Star*. <https://www.thestar.com.my/news/nation/2021/06/30/malaysias-emergency-departments-facing-increasing-pressure-due-to-covid-19-surge>
- Bhattacharjee, P., & Ray, P. K. (2016). Simulation modelling and analysis of appointment system performance for multiple classes of patients in a hospital: A case study. *Operations Research for Health Care*, 8, 71–84. <https://doi.org/10.1016/j.orhc.2016.03.001>
- Chen, M., Rizzi, M., Fernandes, D., & Magrabi, F. (2020). Enhancing throughput of patient care in emergency departments: A systematic review of process mining applications. *Journal of Biomedical Informatics*, 112, 103582. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2020.103582>
- Chong, K. C., Henderson, S. G., & Lewis, M. E. (2020). The vehicle mix decision in emergency medical service systems. *Manufacturing & Service Operations Management*, 22(1), 57–72. <https://doi.org/10.1287/msom.2019.0774>
- Currie, C. S., Fowler, J. W., Kotiadis, K., Monks, T., Onggo, B. S., Robertson, D. A., & Tako, A. A. (2018). How simulation modelling can help reduce the impact of COVID-19. *Journal of Simulation*, 14(2), 83–97. <https://doi.org/10.1080/17477778.2020.1751570>
- Gibson, E., Farrell, N., Matthews, J., & Gagliano, R. (2022). Participatory model development for healthcare simulation: A case study in emergency department operations. *Health Systems*, 11(1), 67–83. <https://doi.org/10.1080/20476965.2020.1819390>

- Gul, M., & Guneri, A. F. (2015). A comprehensive review of emergency department simulation applications for normal and disaster conditions. *Computers & Industrial Engineering*, 83, 327–344. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.02.018>
- Ibrahim, I. M., Liong, C. Y., Bakar, S. A., Ahmad, N., & Najmuddin, A. F. (2020). Estimating optimal resource capacities in emergency department. *Indian Journal of Public Health Research & Development*, 11(4), 303–308. <https://doi.org/10.37506/v11/i4/2020/ijphrd/194899>
- Ismail, N. A. (2018). *Simulation modeling for emergency department improvement in a Malaysian public hospital* [Master's thesis, Universiti Teknologi Malaysia]. UTM Institutional Repository. <http://eprints.utm.my/id/eprint/86625/>
- Jaberi, M., & Haghani, M. (2021). Simulation-based optimization of a hospital emergency department using AnyLogic. *Proceedings of the 2021 Winter Simulation Conference (WSC)*, 1–12. <https://doi.org/10.1109/WSC52266.2021.9715440>
- Johnson, T. D., Meyer, K., & Woodworth, L. (2021). Resilience modeling in healthcare systems: An integrated framework for simulation and real-time adaptation. *Healthcare Management Science*, 24(3), 655–671. <https://doi.org/10.1007/s10729-020-09527-9>
- Keshtkaran, M., Berg, K., Gartner, D., Jones, N., & Walker, K. (2016). Reducing emergency department crowding: Evidence-based strategies and future directions. *International Journal of Emergency Medicine*, 9(1), 1–7. <https://doi.org/10.1186/s12245-016-0117-6>
- Kumar, A., & Shim, S. J. (2020). Simulation modeling of hospital operations with interconnected departments. *Health Care Management Science*, 23(4), 493–507. <https://doi.org/10.1007/s10729-019-09470-4>
- Kuo, Y. H., Rado, O., Lupia, B., Leung, J. M., & Graham, C. A. (2016). Improving the efficiency of a hospital emergency department: A simulation study with indirectly imputed service-time distributions. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 28(1–2), 120–147. <https://doi.org/10.1007/s10696-015-9219-z>
- Latif, A. (2019). *A discrete event simulation approach for emergency department performance analysis* [Doctoral dissertation, Universiti Putra Malaysia]. UPM Repository. <http://psasir.upm.edu.my/id/eprint/75532/>
- Law, A. M. (2015). *Simulation modeling and analysis* (5th ed.). McGraw-Hill Education.
- Li, J., Vanberkel, P., & Carter, A. (2022). Hybrid simulation models in healthcare operations: A systematic review and classification framework. *European Journal of Operational Research*, 296(3), 843–860. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.05.017>
- Lin, C. H., Kao, C. Y., & Huang, C. Y. (2020). Managing emergency department overcrowding via ambulance diversion: A discrete event simulation model. *Journal of the Formosan Medical Association*, 119(8), 1220–1229. <https://doi.org/10.1016/j.jfma.2020.02.019>
- Liu, M., Zhang, D., Chou, S., & Darmont, J. (2020). Appointment scheduling in outpatient clinics: A comprehensive survey and future research directions. *Healthcare Analytics*, 2(1), 100016. <https://doi.org/10.1016/j.health.2020.100016>

- Liu, Z., Rexachs, D., Epelde, F., & Luque, E. (2019). A simulation and optimization based method for calibrating agent-based emergency department models under data scarcity. *Computers & Industrial Engineering*, *135*, 59–72. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.05.017>
- Mak, H. Y., Rong, Y., & Zhang, J. (2015). Simulation-based optimization for healthcare systems. In *Proceedings of the 2015 Winter Simulation Conference (WSC)* (pp. 3750–3761). IEEE. <https://doi.org/10.1109/WSC.2015.7408517>
- Marshall, D. A., Burgos-Liz, L., IJzerman, M. J., Osgood, N. D., Padula, W. V., Higashi, M. K., ... & Crown, W. (2015). Applying dynamic simulation modeling methods in health care delivery research—the SIMULATE checklist: Report of the ISPOR simulation modeling emerging good practices task force. *Value in Health*, *18*(1), 5–16. <https://doi.org/10.1016/j.jval.2014.12.001>
- Ministry of Health Malaysia. (2021). *Annual report 2020: Emergency and trauma department statistics*. Putrajaya: Ministry of Health Malaysia. <https://www.moh.gov.my/>
- Naderi, M., & Shahrabi, J. (2020). A hybrid simulation-optimization approach for emergency department resource planning. In *2020 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management* (pp. 1532–1541). IEOM Society.
- Özgün, O., & Barlas, Y. (2020). Integrated agent-based and system dynamics modeling for simulation of healthcare systems: A systematic literature review. *Healthcare Analytics*, *2*(3), 100033. <https://doi.org/10.1016/j.health.2020.100033>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ... & Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, *372*, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Patel, R., Naumann, T., & Ryan, M. (2022). Incorporating clinical metrics into hospital queueing simulations: A value-based healthcare perspective. *Quality in Primary Care*, *30*(2), 89–107.
- Pidd, M. (2004). *Computer simulation in management science* (5th ed.). John Wiley & Sons.
- Rahman, S., Majumdar, A., & Chakrabarti, A. (2020). AnyLogic implementation for healthcare simulation models: A systematic review and research agenda. *Journal of Simulation*, *14*(2), 110–128. <https://doi.org/10.1080/17477778.2019.1701445>
- Reynolds, M., Vasilakis, C., McLeod, M., Barber, N., Mounsey, A., Newton, S., ... & Franklin, B. D. (2019). Using discrete event simulation to design a more efficient hospital pharmacy for outpatients. *Health Care Management Science*, *22*(1), 156–168. <https://doi.org/10.1007/s10729-018-9437-1>
- Salmon, A., Rachuba, S., Briscoe, S., & Pitt, M. (2018). A structured literature review of simulation modelling applied to emergency departments: Current patterns and emerging trends. *Operations Research for Health Care*, *19*, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.orhc.2018.04.001>
- Sharma, K., Kumar, R., & Venkateswaran, J. (2021). Emergency department operations: A comprehensive review of key performance indicators and impact of hospital-wide

interventions. *Health Systems*, 10(1), 25–45.
<https://doi.org/10.1080/20476965.2019.1686412>

- The Straits Times. (2020, May 10). Emergency departments in Malaysia hospitals to undergo digital upgrade. *The Straits Times*. <https://www.straitstimes.com/asia/se-asia/emergency-departments-in-malaysia-hospitals-to-undergo-digital-upgrade>
- Vanbrabant, L., Braekers, K., Ramaekers, K., & Van Nieuwenhuysse, I. (2019). Simulation of emergency department operations: A comprehensive review of KPIs and operational improvements. *Computers & Industrial Engineering*, 131, 356–381.
<https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.03.051>
- Vieira, B., Demirtas, D., van de Kamer, J. B., Hans, E. W., & van Harten, W. (2018). A mathematical programming model for optimizing the staff allocation in radiotherapy under uncertain demand. *European Journal of Operational Research*, 270(2), 709–722. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.03.026>
- Wang, S., Feng, Z., & Zhang, Y. (2020). General G/G/c models for hospital operations research: A review and comparative analysis. *Journal of Advanced Nursing*, 76(4), 904–920. <https://doi.org/10.1111/jan.14287>
- Weerawat, W., Pichitlamken, J., & Subsombat, P. (2019). A generic discrete-event simulation model for outpatient clinics in a large public hospital. *Journal of Healthcare Engineering*, 2019, 1–9. <https://doi.org/10.1155/2019/8293415>
- Wilson, R., Maniatopoulos, G., & Islam, M. (2021). Evaluating emergency department performance metrics: A systematic review of key operational indicators. *Emergency Medicine Journal*, 38(11), 835–844. <https://doi.org/10.1136/emmermed-2020-210841>
- World Health Organization. (2022). *Strengthening emergency care systems in the Western Pacific*. WHO Regional Office for the Western Pacific. <https://www.who.int/westernpacific>
- World Health Organization. (2023). *Emergency care systems*. <https://www.who.int/health-topics/emergency-care>
- Wu, X., Xu, R., Li, J., & Khasawneh, M. T. (2016). A simulation study of outpatient scheduling with multiple providers and a single device. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 9(6), 1123–1137.
<https://doi.org/10.1080/18756891.2016.1250370>
- Zhang, M., Chen, P., & Zhou, J. (2020). Patient behavior modeling using agent-based simulation in emergency healthcare: A systematic review. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 27(6), 996–1007.
<https://doi.org/10.1093/jamia/ocaa033>
- Zhang, X. (2018). Application of discrete event simulation in health care: A systematic review. *BMC Health Services Research*, 18(1), 687. <https://doi.org/10.1186/s12913-018-3456-4>