



Pemodelan dan Simulasi Pelayanan Pendaftaran Pada Klinik Simping Tuntungan dengan Metode Monte Carlo

Endang Rubiani*¹, Sriani²

*^{1,2} Jurusan Ilmu Komputer, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

*Email Penulis Korespondensi: endangrubiani.orc@gmail.com

Abstrak

Klinik Simping Tuntungan merupakan salah satu lokasi untuk memahami dan meningkatkan efektivitas prosedur pendaftaran pasien di tengah kompleksitas sistem pelayanan kesehatan. Pendaftaran di klinik-klinik ini merupakan langkah penting dalam proses pengobatan dan seringkali merupakan titik lemah yang mengurangi kualitas layanan yang ditawarkan secara umum. Kendala utama yang dihadapi adalah antrean panjang dan waktu tunggu pasien yang tidak dapat diantisipasi, selain permasalahan seperti kekurangan tenaga kerja yang menyebabkan lamanya waktu tunggu layanan dan penumpukan pasien. Penerapan teknik pemodelan dan simulasi, khususnya metode Monte Carlo, merupakan pendekatan yang diambil untuk mengatasi masalah ini. Teknik ini digunakan dalam analisis sistem yang sangat kompleks dengan ketidakpastian dalam layanan kesehatan dan proses registrasi. Untuk mengetahui dengan tepat variabel-variabel utama yang mempengaruhi waktu tunggu pasien, penelitian ini mencoba untuk mendapatkan pemahaman menyeluruh tentang efisiensi layanan Klinik Simping Tuntungan saat ini, khususnya yang berkaitan dengan prosedur pendaftaran pasien. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa proporsi ketidakakuratan prediksi adalah sekitar 16,04%. Hal ini menunjukkan tingkat akurasi model Monte Carlo yang digunakan untuk simulasi pola pelayanan di Klinik Simping Tuntungan adalah sekitar 84%. Hal ini menunjukkan bagaimana pendekatan Monte Carlo di Klinik Simping Tuntungan bekerja untuk mensimulasikan permintaan layanan dengan lebih akurat dan memperhitungkan variasi jumlah pendaftar.

Kata kunci— Monte Carlo, Pemodelan, Simulasi, Klinik, Pelayanan, dan Pendaftaran

Abstract

Simping Tuntungan Clinic is one of the locations to understand and improve the effectiveness of patient registration procedures amidst the complexity of the health service system. Registration at these clinics is an important step in the treatment process and is often a weak point that reduces the quality of services offered in general. The main obstacles faced are long queues and patient waiting times that cannot be anticipated, in addition to problems such as a shortage of workers which causes long waiting times for services and patient backlogs. The application of modeling and simulation techniques, especially the Monte Carlo method, is the approach taken to overcome this problem. This technique is used in the analysis of very complex systems with uncertainties in health care and registration processes. To find out exactly the main variables that influence patient waiting times, this research tries to gain a thorough

understanding of the efficiency of Simpang Tuntungan Clinic's current services, especially those related to patient registration procedures. The calculation results show that the proportion of inaccurate predictions is around 16.04%. This shows that the accuracy level of the Monte Carlo model used to simulate service patterns at the Simpang Tuntungan Clinic is around 84%. This shows how the Monte Carlo approach at Simpang Tuntungan Clinic works to more accurately simulate demand for services and account for variations in the number of enrollees.

Keywords— *Monte Carlo, Modeling, Simulation, Clinic, Services, and Registration*

1. PENDAHULUAN

Di tengah kompleksitas sistem pelayanan kesehatan, Klinik Simpang Tuntungan merupakan salah satu lokasi penting untuk memahami dan meningkatkan efektivitas prosedur pendaftaran pasien di tengah kompleksitas sistem pelayanan kesehatan. Pendaftaran di klinik-klinik ini merupakan langkah penting dalam proses pengobatan dan seringkali merupakan titik lemah yang mengurangi kualitas layanan yang ditawarkan secara umum. Kendala utama yang dihadapi adalah antrean panjang dan waktu tunggu pasien yang tidak dapat diantisipasi, selain permasalahan seperti kekurangan tenaga kerja yang menyebabkan lamanya waktu tunggu layanan dan penumpukan pasien. Tingkat kepuasan pasien meningkat seiring dengan kualitas layanan yang ditawarkan klinik kepada kliennya [1].

Penerapan teknik pemodelan dan simulasi, khususnya metode Monte Carlo, merupakan pendekatan yang diambil untuk mengatasi masalah ini. Prosedur pendaftaran dan pelayanan kesehatan merupakan dua contoh sistem dengan tingkat kompleksitas tinggi dan ketidakpastian yang telah berhasil dianalisis menggunakan metodologi ini. Klinik Simpang Tuntungan dapat melakukan simulasi berbagai skenario, seperti perubahan penundaan pendaftaran pasien dan faktor-faktor lain yang mempengaruhi alur layanan, dengan menggunakan pendekatan Monte Carlo untuk pemodelan dan simulasi. Pihak administrasi klinik kemudian dapat menentukan bidang-bidang yang perlu dikembangkan guna meningkatkan produktivitas dan kualitas layanan. Untuk memahami perilaku sistem, simulasi layanan registrasi ini merupakan model dari sistem registrasi sebenarnya. Secara umum pelayanan pada klinik masih dilakukan secara konvensional [2].

Berdasarkan penelitian sebelumnya Memprediksi Jumlah Kunjungan Pasien Menggunakan Simulasi Monte Carlo yang dimuat dalam jurnal, ini merupakan puskesmas swasta yang merawat pasien, khususnya dari Kota Sungai Banyak dan Kabupaten Kerinci yang memiliki penyakit mata. Karena belum diketahui secara pasti jumlah kunjungan setiap harinya, maka pihak pengelola KUKM-Kita tidak mampu memberikan sumber daya yang optimal dalam melayani masyarakat. Untuk mengatasi masalah ini, simulator harus digunakan untuk memproyeksikan berapa banyak pasien yang akan berkunjung di masa depan. Dalam penelitian ini, teknik simulasi Monte Carlo diterapkan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memberikan data yang dibutuhkan KUKM-Kita untuk memperkirakan jumlah kunjungan pasien di masa depan [3].

Penjelasan jurnal sebelumnya secara eksklusif menerbitkan penelitian pada pasien dengan gejala mata, dan sumber daya yang tersedia di bawah standar. Oleh karena itu, dari pada hanya berfokus pada layanan-layanan tersebut, peneliti akan mengkajinya secara lebih luas dalam penelitian ini. Satu hal yang menyatukan penelitian saat ini dengan penelitian sebelumnya adalah keduanya menggunakan algoritma yang sama Monte Carlo dan data pasien.

Penelitian berikutnya, sebagaimana tertuang dalam artikel jurnal berjudul “Peningkatan Pelayanan Laboratorium Melalui Kedatangan Pasien” Menggunakan Metode Monte Carlo, jumlah kunjungan pasien ke laboratorium tidak stabil dipecah berdasarkan seberapa sering berkurang dan bertambah. Peningkatan kunjungan menimbulkan gangguan karena jumlah pasien yang mengunjungi laboratorium tidak sebanding dengan jumlah staf yang hadir atau bekerja pada saat itu. Oleh karena itu, beberapa pasien menerima perawatan yang tidak memadai, dan beberapa mungkin harus mengantri terlalu lama. Akibat hal ini, layanan laboratorium terhambat, terganggu, dan di bawah standar. Untuk mengatasi masalah ini, laboratorium harus mengetahui berapa

banyak orang yang akan mengunjunginya di masa depan. Oleh karena itu, dengan menggunakan pendekatan Monte Carlo, peneliti bertujuan untuk memberikan informasi yang tepat mengenai proyeksi jumlah pasien yang akan tiba di laboratorium. Pendekatan ini sering digunakan untuk menangani isu-isu yang memiliki komponen ketidakpastian yang kuat [4].

Berdasarkan penelitian terdahulu Penerapan diatas berhubungan dengan judul penelitian yang peneliti angkat karena memprediksikan tingkat pelayanan pasien yang mendaftar dengan metode yang sama yaitu Monte carlo akan tetapi dalam tempat nya penelitian terdahulu bertempat pada laboratorium sedangkan peneliti bertempat pada klinik umum serta data yang digunakan dalam pengambilannya yaitu perminggu untuk data pelayanan pendaftaran sangat berbeda dengan jurnal-jurnal terdahulu.

Penyelidikan tambahan di jurnal [5], berdasarkan simulasi yang dilakukan, model Monte Carlo dapat digunakan untuk meramalkan jumlah stok dan pendapatan dari penjualan emas jenis Antam. Secara khusus: (1) Model tersebut menghasilkan estimasi keuntungan penjualan dengan tampilan menonjol sebesar 1.320.000 dengan perkiraan stok emas terjual sebesar 66 gram; (2) Model dapat menghitung keuntungan terendah sebesar 560.000 dengan penjualan emas 28 gram, dan keuntungan tertinggi sebesar 3.320.000 dengan penjualan emas 166 gram. Menggunakan model Monte Carlo Berdasarkan perkiraan data, hal ini akan membantu perusahaan Monogold dalam menghitung tujuan keuntungan dan jumlah stok emas yang dibutuhkan. Meski item yang ditiru berbeda, namun pemodelan dan metodologi yang digunakan konsisten dengan penelitian yang dilakukan, yaitu fokus pada keuntungan penjualan emas.

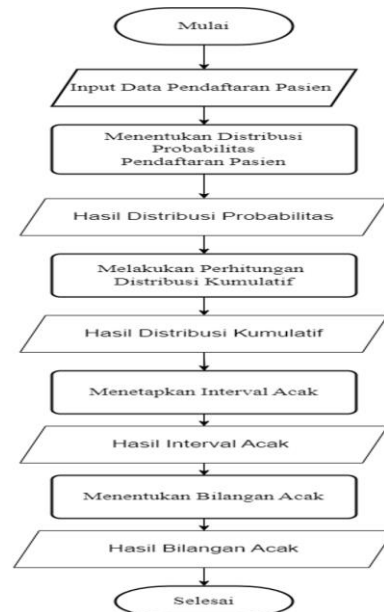
Melalui pemodelan dan simulasi, penelitian ini memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang dinamika proses pendaftaran di klinik tersebut. Hasil simulasi yang dihasilkan memberikan wawasan yang berharga bagi manajemen klinik Simping Tuntungan untuk mengambil keputusan yang lebih tepat dalam meningkatkan efisiensi pelayanan. Penelitian ini juga dapat memberikan rekomendasi konkret untuk perbaikan dalam proses pendaftaran, seperti peningkatan jumlah pasien pendaftaran, penyesuaian jam operasional, atau peningkatan efisiensi alur kerja.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Alur Penelitian

Perancangan sistem, konstruksi database, pembuatan algoritma, antar muka masukan, dan pembuatan antar muka keluaran akan menjadi langkah pertama dalam proses ini. Pada Gambar 1 terdapat beberapa tahapan *flowchart* yang dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data serta disusun dalam tabel, dimana data diperoleh dari hasil wawancara terhadap pihak klinik simping tuntungan data dikumpulkan kurang lebih 7 bulan.
2. Menentukan distribusi probabilitas dari setiap minggunya dari data yang diperoleh [6].
3. Menentukan distribusi kumulatif dengan menjumlahkan distribusi probabilitas sesuai dengan rumus [7].
4. Menentukan nilai interval pada metode Monte Carlo ini dimulai dari nilai 0 dan ditambah dengan nilai distribusi kumulatifnya [8].
5. Menghitung nilai acak dengan rumus yang ada.



Gambar 1 *Flowchart* Metode Monte Carlo

2.2 Pelayanan Pendaftaran

Pelayanan yang menjadi fokus pasien antara lain adalah pelayanan registrasi. Oleh karena itu, menarik untuk menyelidiki tingkat layanan yang diberikan oleh sistem antrian rumah sakit atau klinik. Jika setiap layanan telah dipesan, pelanggan harus mengantri ketika tiba di fasilitas dan akhirnya harus keluar. Proses ini disebut antrian. Antrian adalah proses dimana pelanggan datang, menunggu untuk dilayani jika *server* masih sibuk, menerima layanan, dan kemudian meninggalkan sistem setelah mendapatkannya [9]. Hal ini terjadi akibat individu (pasien) atau barang lebih sering datang ke suatu fasilitas pelayanan dibandingkan mereka yang benar-benar menerima pelayanan [10].

2.3 Pemodelan Dan Simulasi

Manajemen juga dapat menyelidiki atau menganalisis perilaku kerja suatu sistem dengan menggunakan pemodelan dan simulasi. Hubungan sebab-akibat di dalam suatu sistem dijelaskan oleh model simulasi. Proses mendeskripsikan model yang dimaksud dengan menggunakan data hasil observasi dan wawancara dengan pihak perusahaan disebut dengan modeling. Model proses yang dimodelkan dengan simulasi dinamis merupakan hasil pemodelan. Untuk membangun sebuah model, pertama-tama seseorang harus mendeskripsikan realitas yang dibayangkan dan kemudian menggunakan deskripsi tersebut untuk memberikan penjelasan rinci tentang bagaimana realitas tersebut terwujud [11].

Masalah dimasa sekarang mampu diselesaikan melalui simulasi. Perangkat lunak komputer digunakan dalam pemecahan masalah untuk menemukan solusi. Memprediksi produk masa depan dan hal lainnya adalah penerapan simulasi lainnya. Membuat pilihan terbaik untuk sistem dapat dipercepat dengan simulasi. Manajemen mungkin akan lebih mudah mengidentifikasi permintaan di masa depan dengan menggunakan simulasi [12].

2.4 Metode Monte Carlo

Bilangan acak dalam jumlah besar diperlukan untuk pendekatan Monte Carlo; untungnya, generator nomor acak telah membuat ini lebih mudah. Berbeda dengan teknik sebelumnya yang mengandalkan tabel angka acak untuk pengambilan sampel statistik, generator angka acak beroperasi jauh lebih cepat [13]. Buatlah distribusi probabilitas; dengan membagi frekuensi dengan frekuensi keseluruhan, maka dapat menemukan nilai probabilitas. Rumus probabilitasnya dapat dilihat pada formula (1).

$$P = F / J \quad (1)$$

Dimana keterangan dari rumus yaitu:

P = Distribusi probabilitas

F = Frekuensi

J = Total atau Jumlah keseluruhan frekuensi

Selanjutnya, dapatkan nilai distribusi kumulatif, interval, dan lanjutkan membuat bilangan acak [14] [15]. Dalam penelitian ini, Metode Kongruen campuran yang memanfaatkan Persamaan digunakan untuk menghasilkan bilangan acak seperti dapat dilihat pada formula (2).

$$Z_{i+1} = (a * Z_i + c) \text{ mod } M \quad (2)$$

Dimana a adalah konstanta Pengali ($a < m$), c adalah konstanta pergeseran ($c < m$), m adalah konstanta modulus ($m > 0$), Z_i adalah bilangan awal (bilangan bulat ≥ 0 , $Z_0 < m$) [16].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

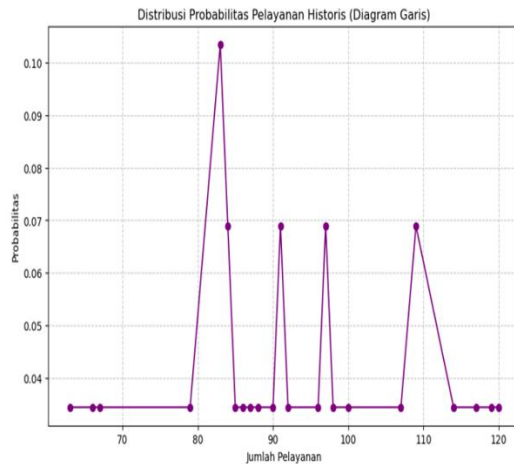
Hasil analisis ini mencakup pengumpulan data ekstensif untuk digunakan dalam penelitian masa depan. Pada tahun 2024, lebih dari 2.000 sampel akan dikumpulkan berdasarkan data. Informasi ini berfokus pada layanan medis dasar yang ditawarkan oleh Klinik Simping Tuntungan, yang menawarkan berbagai perawatan medis kepada masyarakat. Data yang dikumpulkan untuk penelitian ini mewakili operasional layanan klinis mingguan, yang kemudian diproses dan diatur untuk menjamin keseragaman dan kualitas pengujian. Pada tabel 1 adalah contoh sampel data yang digunakan.

Tabel 1 Data Sampel Pelayanan Pendaftaran

No	Periode	Pendaftar
1	Minggu 1	120
2	Minggu 2	109
3	Minggu 3	107
4	Minggu 4	79
5	Minggu 5	63
6	Minggu 6	66
7	Minggu 7	87
8	Minggu 8	83
9	Minggu 9	83
10	Minggu 10	86

Secara keseluruhan, langkah-langkah ini dapat disusun menjadi tabel yang berisi nilai kejadian, distribusi probabilitas yang terkait dengannya, distribusi kumulatif, bilangan acak yang dihasilkan selama simulasi, dan interval bilangan acak. Hal ini memungkinkan untuk menganalisis banyak kemungkinan masa depan secara lebih rinci dan komprehensif, terutama dalam lingkungan yang tidak pasti, berkat pendekatan Monte Carlo. Sebagaimana dijelaskan selanjutnya pada Gambar 2.

Pelayanan: 63, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 66, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 67, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 79, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 83, Probabilitas: 0.1034
 Pelayanan: 84, Probabilitas: 0.0690
 Pelayanan: 85, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 86, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 87, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 88, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 90, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 91, Probabilitas: 0.0690
 Pelayanan: 92, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 96, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 97, Probabilitas: 0.0690
 Pelayanan: 98, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 100, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 107, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 109, Probabilitas: 0.0690
 Pelayanan: 114, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 117, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 119, Probabilitas: 0.0345
 Pelayanan: 120, Probabilitas: 0.0345



Gambar 2 Hasil Probabilitas

Berikutnya adalah membuat distribusi kumulatif, setelah distribusi probabilitas telah dihitung. Distribusi probabilitas data layanan dengan nilai berkisar antara 0,0345 hingga 0,1034 digambarkan pada gambar beserta temuannya seperti dapat dilihat pada Gambar 3.

Akumulasi probabilitas dari nilai layanan terendah hingga terbesar digambarkan dengan distribusi kumulatif ini. Sederhananya, distribusi kumulatif menunjukkan berapa persentase seluruh data yang sama atau kurang dari nilai layanan tertentu. Setelah itu, tabel dengan dua kolom satu untuk nilai layanan dan satu lagi untuk distribusi kumulatif dibuat menggunakan hasil distribusi kumulatif ini.

Pelayanan: 63, Distribusi Kumulatif: 0.0345
 Pelayanan: 66, Distribusi Kumulatif: 0.0690
 Pelayanan: 67, Distribusi Kumulatif: 0.1034
 Pelayanan: 79, Distribusi Kumulatif: 0.1379
 Pelayanan: 83, Distribusi Kumulatif: 0.2414
 Pelayanan: 84, Distribusi Kumulatif: 0.3103
 Pelayanan: 85, Distribusi Kumulatif: 0.3448
 Pelayanan: 86, Distribusi Kumulatif: 0.3793
 Pelayanan: 87, Distribusi Kumulatif: 0.4138
 Pelayanan: 88, Distribusi Kumulatif: 0.4483
 Pelayanan: 90, Distribusi Kumulatif: 0.4828
 Pelayanan: 91, Distribusi Kumulatif: 0.5517
 Pelayanan: 92, Distribusi Kumulatif: 0.5862
 Pelayanan: 96, Distribusi Kumulatif: 0.6207
 Pelayanan: 97, Distribusi Kumulatif: 0.6897
 Pelayanan: 98, Distribusi Kumulatif: 0.7241
 Pelayanan: 100, Distribusi Kumulatif: 0.7586
 Pelayanan: 107, Distribusi Kumulatif: 0.7931
 Pelayanan: 109, Distribusi Kumulatif: 0.8621
 Pelayanan: 114, Distribusi Kumulatif: 0.8966
 Pelayanan: 117, Distribusi Kumulatif: 0.9310
 Pelayanan: 119, Distribusi Kumulatif: 0.9655
 Pelayanan: 120, Distribusi Kumulatif: 1.0000

Gambar 3 Hasil keluaran Distribusi Kumulatif

Dengan menggunakan algoritma di atas untuk menghitung nilai acak, lalu lakukan penyesuaian berikut:

Dimana Z_i adalah bilangan awal (bilangan bulat ≥ 0 , $Z_0 < m$), a adalah konstanta pengali ($a < m$), c adalah konstanta pergeseran ($c < m$), dan m adalah konstanta modulus ($m > 0$). Nilai $a = 29$, $Z_0 = 7$, $c = 12$, $M = 100$.

$$\begin{aligned}
 Z_1 &= (a * Z_i + c) \bmod M \\
 &= (29 * 12 + 7) \bmod 100 \\
 &= 355 \bmod 100 \\
 &= 55 \\
 Z_2 &= (a * Z_i + c) \bmod M \\
 &= (29 * 55 + 7) \bmod 100 \\
 &= 1602 \bmod 100 \\
 &= 02 \\
 Z_3 &= (a * Z_i + c) \bmod M
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= (29 * 02 + 7) \bmod 100 \\
 &= 65 \bmod 100 \\
 &= 65 \\
 Z_4 &= (a * Z_i + c) \bmod M \\
 &= (29 * 65 + 7) \bmod 100 \\
 &= 1892 \bmod 100 \\
 &= 92 \\
 Z_5 &= (a * Z_i + c) \bmod M \\
 &= (29 * 92 + 7) \bmod 100 \\
 &= 2675 \bmod 100 \\
 &= 75
 \end{aligned}$$

Tabel 2 Hasil perhitungan angka acak

No	Periode	Angka Acak	Hasil
1	Minggu 1	55	117
2	Minggu 2	02	120
3	Minggu 3	65	90
4	Minggu 4	92	119
5	Minggu 5	75	109
6	Minggu 6	82	114
7	Minggu 7	85	92
8	Minggu 8	72	85
9	Minggu 9	95	119
10	Minggu 10	62	97

Di sini, hasilnya ditentukan dengan menerapkan algoritma yang disebutkan sebelumnya untuk menghitung angka acak. Nilai keberhasilan yang ditentukan dengan menggunakan nilai MSE dan rata-rata pelayanan selama dua minggu dipastikan sebagai berikut:

Dengan menerapkan pendekatan Monte Carlo, tingkat kesalahan prediksinya berkisar 16,04%. Hal ini menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model adalah sekitar 16% dari nilai rata-rata sebenarnya. Oleh karena itu, tingkat keberhasilan model diperkirakan sekitar 100% - 16,04% = 83,96%. Hal ini menunjukkan bahwa model tersebut secara akurat mengantisipasi data sebanyak 84% seperti dapat dilihat pada Gambar 4 dan Gambar 5.

```

In [11]: import numpy as np

# Data pelayanan mingguan historis
historical_visits = np.array([120, 109, 107, 79, 63, 66, 87, 83, 83, 86,
                             100, 84, 83, 91, 67, 84, 117, 88, 97, 98,
                             97, 85, 109, 96, 114, 92, 98, 119, 91])

# Menghitung rata-rata pelayanan pendaftaran
average_visit = np.mean(historical_visits)

# Prediksi pelayanan pendaftaran selama 29 minggu menggunakan rata-rata
predicted_visits = np.array([average_visit] * 29)

# Menghitung Mean Absolute Error (MAE)
mae = np.mean(np.abs(historical_visits - predicted_visits[:len(historical_visits)]))

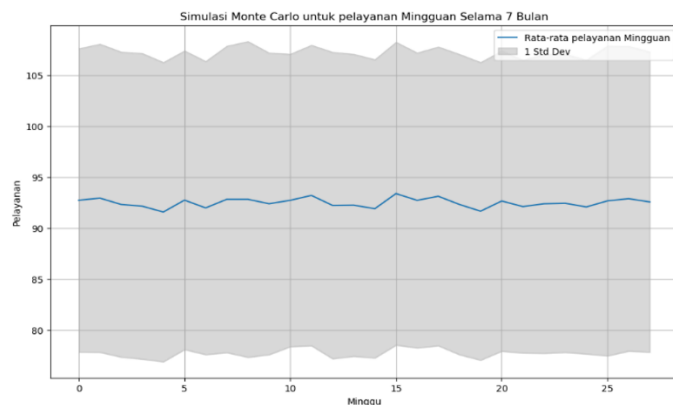
# Menghitung Mean Squared Error (MSE)
mse = np.mean((historical_visits - predicted_visits[:len(historical_visits)]) ** 2)

# Menampilkan hasil pengujian dan evaluasi
print(f"Rata-rata Pelayanan: {average_visit:.2f}")
print(f"Mean Absolute Error (MAE): {mae:.2f}")
print(f"Mean Squared Error (MSE): {mse:.2f}")

Rata-rata Pelayanan: 92.59
Mean Absolute Error (MAE): 11.86
Mean Squared Error (MSE): 220.52

```

Gambar 4 Program dan Hasil Program Evaluasi



Gambar 5 Hasil Simulasi Pengujian 29 Minggu Mendatang

4. KESIMPULAN

Analisis ini menjadi penting ketika menganalisis kesalahan menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) yang diterjemahkan menjadi *Root Mean Squared Error* (RMSE). $RMSE = \sqrt{MSE}$. Hal ini karena RMSE menawarkan cara yang lebih komprehensif untuk mengukur seberapa baik model memprediksi data layanan klinis. Persentase kesalahan yang memberikan perkiraan persentase perbedaan antara prediksi model dan data sebenarnya, kemudian diperoleh dengan membandingkan nilai RMSE ini dengan rata-rata historis. Seperti hitung persentase kesalahan, dengan rata-rata pelayanan sebesar 92,59, persentase kesalahan = $(14,85 / 92,59) \times 100\% \approx 16,04$

Perkiraan tingkat kesalahan menurut proses yang diuraikan dalam perhitungan adalah sekitar 16,04%. Hal ini menunjukkan tingkat akurasi model Monte Carlo yang digunakan untuk meniru pola pelayanan di Klinik Simpang Tuntungan adalah sekitar 84%. Meskipun akurasi cukup baik, namun masih ada peluang untuk dikembangkan, khususnya dalam hal menurunkan sisa kesalahan prediksi. Klinik Simpang Tuntungan menggunakan pemodelan dan simulasi layanan dengan pendekatan Monte Carlo untuk memperkirakan permintaan layanan secara lebih akurat dan memperhitungkan variasi jumlah pendaftar. Dengan mengurangi waktu tunggu dan memastikan kapasitas klinik memenuhi permintaan, klinik dapat menggunakan strategi ini untuk mengelola alokasi sumber daya, meningkatkan waktu perawatan, dan meningkatkan kepuasan pasien.

5. SARAN

Ada beberapa hal yang dapat dilakukan untuk meningkatkan hasil penggunaan pendekatan Monte Carlo dalam memodelkan dan mensimulasikan pelayanan di Klinik Simpang Tuntungan. Meskipun akurasi prediksi model adalah sekitar 84%, masih ada peluang pengembangan untuk menurunkan margin kesalahan sekitar 16%. Memperluas pengumpulan data merupakan salah satu tindakan yang mungkin dapat dilakukan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Tim Redaksi Jurnal Teknik Politeknik Negeri Sriwijaya yang telah memberi kesempatan, sehingga artikel ilmiah ini dapat diterbitkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Amalia and N. Huda, "Implementasi Sistem Informasi Pelayanan Kesehatan Pada Klinik Smart Medica," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 9, no. 3, pp. 332–338, Sep. 2020, doi: 10.32736/sisfokom.v9i3.884.

-
- [2] A. E. Syaputra, “Akumulasi Metode Monte Carlo dalam Memperkirakan Tingkat Penjualan Keripik Sanjai,” *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 5, pp. 209–216, 2023, doi: 10.37034/infec.v5i1.222.
- [3] M. Andika Anjas Syaputra, A. Voutama, J. H. Ronggo Waluyo, T. Timur, and J. Barat, “Rancang Bangun Aplikasi Pemesanan Cuci Motor & Mobil Berbasis Website,” *J. Inform. Rekayasa Elektron.*, vol. 7, no. 1, pp. 88–97, 2024, [Online]. Available: <http://e-journal.stmiklombok.ac.id/index.php/jireISSN.2620-6900>
- [4] R. Rafiska, “Prediksi Jumlah Kunjungan Pasien Menggunakan Simulasi Monte Carlo,” *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 3, no. 3, pp. 141–146, 2022, doi: 10.47065/josyc.v3i3.1690.
- [5] M. A. Aziman, M. Z. Faisal, M. H. Putri, and B. Sisephaputra, “Pemodelan dan Simulasi Prediksi Pendapatan Penjualan Emas Dengan Menggunakan Metode Monte Carlo,” *J. Vocat. Tech. Educ.*, vol. 4, no. 2, pp. 10–17, 2022, doi: 10.26740/jvte.v4n2.p10-17.
- [6] J. Santony, “Simulasi Penjadwalan Proyek Pembangunan Jembatan Gantung dengan Metode Monte Carlo,” *J. Inf. Teknol.*, vol. 2, pp. 36–42, 2020, doi: 10.37034/jidt.v2i1.34.
- [7] R. Prawita, S. Sumijan, and G. W. Nurcahyo, “Simulasi Metode Monte Carlo dalam Menjaga Persediaan Alat Tulis Kantor (Studi Kasus di IAIN Batusangkar),” *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 3, pp. 72–77, 2020, doi: 10.37034/infec.v3i2.69.
- [8] M. A. Naim and D. S. Donoriyanto, “Pengendalian Persediaan Obat Di Apotek Prima Farma Dengan Menggunakan Simulasi Monte Carlo,” *Juminten*, vol. 1, no. 2, pp. 1–11, 2020, doi: 10.33005/juminten.v1i2.11.
- [9] L. H. Aulia, M. D. Bimantara, and F. Azhari, “Aplikasi Layanan Antrian Haji Menggunakan Metode Monte Carlo Pada Kementerian Agama Kota Medan,” vol. 17, no. 1, pp. 74–82, 2024.
- [10] Bahariandi Aji Prasetyo, E. P. L. Tarigan, and Sri Zetli, “Pemodelan Simulasi untuk Mengurangi Antrian pada Fasilitas Layanan Kesehatan,” *J. Surya Tek.*, vol. 10, no. 2, pp. 912–916, 2023, doi: 10.37859/jst.v10i2.6611.
- [11] W. S. Moza and Y. Yunus, “Pemodelan dan Simulasi Monte Carlo dalam Meningkatkan Pendapatan Penjualan Peralatan Motor (Studi Kasus : Bengkel AMI Motor),” *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 2, pp. 4–9, 2020, doi: 10.37034/infec.v2i4.55.
- [12] H. Zalmadani, J. Santony, and Y. Yunus, “Prediksi Optimal dalam Produksi Bata Merah Menggunakan Metode Monte Carlo,” *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 2, no. 1, pp. 13–20, 2020, doi: 10.37034/infec.v2i1.11.
- [13] Elma Peren and Suyanto, “Pengoptimalan Antrean Pelayanan Pasien Menggunakan Metode Monte Carlo di Puskesmas Labuhan Ruku Kabupaten Batubara,” *FARABI J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 6, no. 1, pp. 20–24, 2023.
- [14] E. Matondang, Y. Gultom, D. M. S. Sembiring, S. Aminatunnisa, and E. Indra, “Penerapan Metode Monte Carlo Untuk Simulasi Sistem Antrian Service Sepeda Motor Berbasis Web,” *J. Sist. Inf. dan Ilmu Komput. Prima (JUSIKOM PRIMA)*, vol. 2, no. 2, pp. 77–84, 2020, doi: 10.34012/jusikom.v2i2.442.
- [15] R. Lubis, “Simulasi Jenis Penyakit Pasien yang Berobat Menggunakan Metode Monte Carlo,” *J. Sistim Inf. dan Teknol.*, vol. 4, no. 2, pp. 42–46, 2022, doi: 10.37034/jsisfotek.v4i2.121.
- [16] B. Y. Geni, J. Santony, and Sumijan, “Prediksi Pendapatan Terbesar pada Penjualan Produk Cat dengan Menggunakan Metode Monte Carlo,” *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 1, no. 4, pp. 15–20, 2019, doi: 10.37034/infec.v1i4.5.