PREDIKSI BED OCCUPANCY RATE (BOR) RUMAH SAKIT JIWA DENGAN METODE SARIMA: PERBANDINGAN SEASONAL PATTERN MINGGUAN DAN BULANAN

Reynard Adelard[1], Siska Narulita[2*]
[1,2]Program Studi Sistem Informasi, [3]Program Studi Teknologi Pangan
Universitas Nasioal Karangturi Semarang
e-mail: [1]rynrd112@gmail.com, [2]siskanarulita84@gmail.com

ABSTRAK

Tingkat ketersediaan tempat tidur atau *Bed Occupancy Rate* (BOR) yang ideal tidak hanya merepresentasikan atau mencerminkan efisiensi penggunaan fasilitas, tetapi juga berpengaruh secara langsung terhadap kualitas pelayanan kepada pasien, distribusi sumber daya medis, dan stabilitas finansial dari institusi kesehatan. Rumah Sakit Khusus (RSK) Abepura yang berfungsi sebagai rumah sakit rujukan di bidang kesehatan jiwa di wilayah Papua, menghadapi tantangan tersendiri dalam mengatur kapasitas tempat tidur dan alur penggunaan fasilitas rawat inap. Berbeda dengan rumah sakit umum yang mempunyai tingkat pergantian pasien tinggi, RSK Abepura menunjukkan pola durasi rawat inap yang jauh lebih lama dengan tingkat keterisian dasar yang rendah, serta kunjungan pasien yang lebih terencana. Untuk mengatasi permasalahan terkait peningkatan nilai BOR rumah sakit, peneliti mengusulkan model prediksi BOR menggunakan metode *time series forecasting*, metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) untuk prediksi pola musiman yang disesuaikan dengan karakteristik RSK, membandingkan performa model yang dibangun dengan *baseline methods* dan melakukan validasi akurasi model. Dataset yang digunakan pada penelitian ini merupakan dataset Sensus Harian Rawat Inap (SHRI) RSK Abepura periode Januari 2020 - Desember 2021. Penelitian ini berhasil mengembangkan model SARIMA untuk prediksi BOR pada RSK Abepura dengan karakteristik unik RSJ. Model SARIMA (0, 1, 2)(1, 1, 2)7 dengan *seasonal period* mingguan terbukti memberikan performa prediksi terbaik dengan WAPE 52,26%, MAE 5,54%, dan RMSE 6,81% mengungguli model SARIMA bulanan (s = 30). Implikasi hasil penelitian ini, secara praktis dapat membantu manajemen rumah sakit dalam mengoptimalkan alokasi sumber daya medis, meningkatkan efisiensi penggunaan tempat tidur, dan mendukung pengambilan keputusan strategis terkait dengan kapasitas rawat inap di RSJ.

Kata Kunci: *Bed Occupancy Rate* (BOR), *Time Series Forecasting*, *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), *Weighted Absolute Percentage Error* (WAPE)

ABSTRACT

An ideal Bed Occupancy Rate (BOR) not only reflects the efficient utilization of hospital facilities but also directly influences the quality of patient care, the allocation of medical resources, and the financial sustainability of healthcare institutions. Abepura Special Hospital (RSK Abepura), which serves as a referral hospital for mental health services in Papua, faces unique challenges in managing bed capacity and inpatient facility utilization. Unlike general hospitals, which typically experience high patient turnover, RSK Abepura exhibits considerably longer lengths of stay, lower baseline bed occupancy, and more predictable patient admission patterns. To address the challenge of improving the hospital's BOR, this study proposes a BOR prediction model based on time series forecasting using the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) method. The model is designed to capture seasonal patterns that are tailored to the specific characteristics of the hospital. Its predictive performance is compared with baseline forecasting methods, and the model is validated using standard accuracy metrics. The dataset used in this study consists of the Daily Inpatient Census (Sensus Harian Rawat Inap/SHRI) records of RSK Abepura from January 2020 to December 2021. The results demonstrate that the proposed SARIMA model effectively predicts BOR for a psychiatric hospital with unique operational characteristics. The SARIMA (0, 1, 2)(1, 1, 2)₇ model with a weekly seasonal period achieved the best forecasting performance, yielding a Weighted Absolute Percentage Error (WAPE) of 52.26%, a Mean Absolute Error (MAE) of 5.54%, and a Root Mean Square Error (RMSE) of 6.81%, outperforming the monthly seasonal SARIMA model (s = 30). These findings have practical implications for hospital management by supporting more effective medical resource

allocation, improving bed utilization efficiency, and facilitating strategic decision-making regarding inpatient capacity management in psychiatric hospitals.

Keywords: *Bed Occupancy Rate (BOR), Time Series Forecasting, Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA), Weighted Absolute Percentage Error (WAPE).*

1. PENDAHULUAN

Pengelolaan kapasitas tempat tidur merupakan salah satu aspek krusial dalam operasional rumah sakit modern. Pengelolaan ketersediaan tempat tidur ini juga mencerminkan kualitas pelayanan rumah sakit [1]. Tingkat ketersediaan atau keterisian tempat tidur atau BOR yang ideal tidak hanya merepresentasikan atau mencerminkan efisiensi penggunaan fasilitas, tetapi juga mempunyai pengaruh secara langsung terhadap kualitas pelayanan kepada pasien, distribusi sumber daya medis, dan stabilitas finansial dari institusi kesehatan [2]. BOR merupakan angka persentase penggunaan tempat tidur pada satuan waktu tertentu. Indikator ini memberikan gambaran tentang penggunaan tempat tidur yang ada di rumah sakit dan nilai parameter BOR yang ideal menurut Departemen Kesehatan Republik Indonesia adalah 60-85% [3]. Fungsi dari nilai BOR adalah untuk mengetahui kualitas pelayanan rumah sakit, mengetahui tingkat efisiensi pelayanan yang ada di rumah sakit, serta mengetahui tingkat pemanfaatan sarana pelayanan yang diberikan oleh rumah sakit [4]. Nilai BOR dipengaruhi oleh beberapa faktor, diantaranya sarana prasarana yang tidak lengkap, adanya kekurangan staf, sikap petugas rumah sakit pada saat memberikan pelayanan, serta faktor lingkungan internal dan eksternal [5].

Terdapat beberapa penelitian yang telah membahas tentang faktor-faktor yang mempengaruhi nilai BOR, seperti sumber daya manusia (tenaga medis) dan infrastruktur pendukung medis yang menjadi faktor paling berpengaruh terhadap nilai BOR rumah sakit [6]. Selain itu, terdapat penelitian yang menyebutkan bahwa rendahnya nilai BOR dipengaruhi oleh jumlah staf yang terbatas, adanya pengunduran diri dari beberapa tenaga kesehatan, serta sikap dan komunikasi yang kurang memadai diantara personil [7]. Penelitian yang menyebutkan bahwa pentingnya rumah sakit dalam menyeimbangkan kualitas pelayanan medis, kesejahteraan petugas, keselamatan pasien, dan melakukan perumusan strategi yang mempertimbangkan baik faktor internal dan eksternal menggunakan alat seperti *Quantitative Strategic Planning Matrix* (QSPM) untuk peningkatan nilai BOR [8]. Penelitian lain menekankan pentingnya dilakukan evaluasi berkelanjutan pada indikator pelayanan rawat inap, perlunya dilakukan penyesuaian terhadap kebijakan operasional maupun manajerial, dan peningkatan pelatihan untuk tenaga kersehatan sebagai upaya penjaminan keseimbangan kualitas layanan, keselamatan pasien, dan efisiensi [9]. Penelitian lain menyebutkan bahwa untuk meningkatkan kualitas layanan dengan nilai BOR yang ideal, perlu dilakukan kontrol dan evaluasi pelayanan yang diberikan kepada pasien, sehingga dapat meningkatkan jumlah kunjungan pasien dan dapat menjaga kepercayaan masyarakat [10]. Dari penelitian-penelitian terdahulu tersebut, dapat diketahui bahwa nilai BOR sangat penting dalam penilaian kualitas pelayanan rumah sakit [11].

Rumah Sakit Khusus (RSK) Abepura yang berfungsi sebagai rumah sakit rujukan di bidang kesehatan jiwa di wilayah Papua, menghadapi tantangan tersendiri dalam mengatur kapasitas tempat tidur dan alur penggunaan fasilitas rawat inap. Hal ini disebabkan karakteristik pasien psikiatri yang cenderung membutuhkan masa perawatan yang lebih lama dan proses *discharge* yang relatif kompleks. Berbeda dengan rumah sakit umum yang mempunyai tingkat pergantian pasien tinggi dan rata-rata lama rawat 4-7 hari [12]. RSK Abepura menunjukkan pola durasi rawat inap yang jauh lebih lama, yaitu 21-90 hari dengan tingkat keterisian dasar yang rendah 14,1%, serta kunjungan pasien yang lebih terencana [13]. Untuk mengatasi permasalahan terkait dengan peningkatan nilai BOR rumah sakit, peneliti mengusulkan sebuah model prediksi BOR menggunakan metode *time series forecasting*, khususnya metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) untuk prediksi pola musiman (*seasonal pattern*) yang disesuaikan dengan karakteristik rumah sakit khusus, membandingkan performa model yang dibangun dengan model dasar (*baseline methods*), dan melakukan validasi akurasi model. Metode SARIMA dan turunannya terbukti efektif dalam memprediksi *volume* kunjungan pasien di beberapa penelitian [12]. Beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan metode SARIMA, antara lain model SARIMA berhasil diterapkan untuk prediksi kasus pasien terkonfirmasi positif *Covid*-19 di Indonesia dengan nilai *Residual Sum of Squares* (RSS) sebesar 0,927619 [14]. Penggunaan metode SARIMA untuk optimalisasi pengadaan tenaga medis dokter menghasilkan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 795,43 yang menunjukkan rata-rata selisih absolut yang masih wajar, *Root Mean*

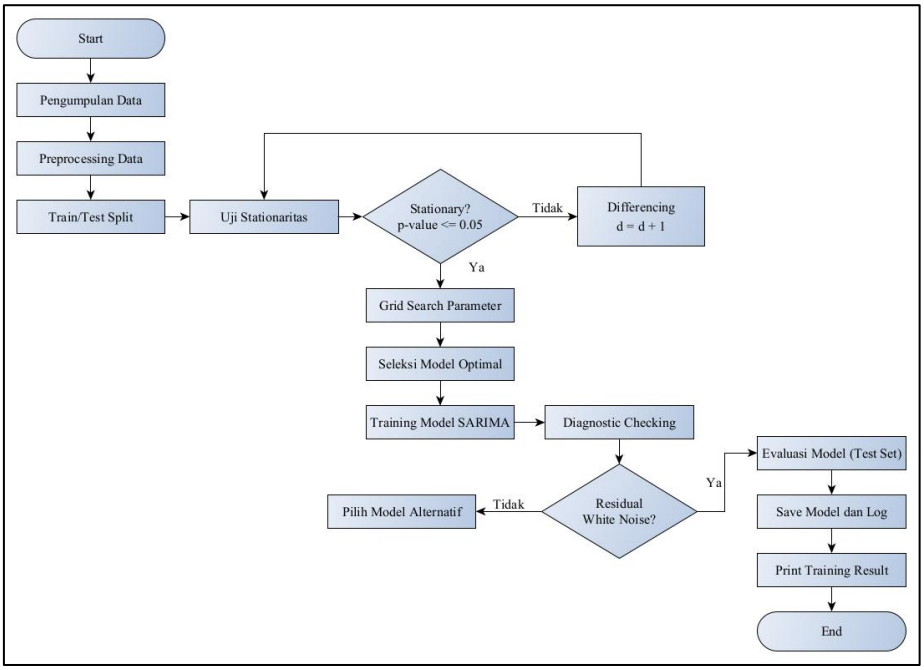
Squared Error (RMSE) sebesar 28,20 menunjukkan performa model yang sangat baik, dan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 14,58% menunjukkan akurasi yang masih dapat diterima dengan tingkat kesalahan moderat [15]. Penggunaan metode SARIMA untuk prediksi penjualan motor Yamaha di Indonesia, menghasilkan nilai MSE 159015937 dan MAPE 8,26% [16]. Metode SARIMA juga berhasil diterapkan pada prediksi pola kemunculan penyakit [17]. Penelitian lainnya implementasi metode SARIMA untuk prediksi penjualan ritel barang elektronik dengan nilai MAPE 6,48% [18].

Evaluasi kesalahan (*error metric*) berperan penting dalam pengukuran kinerja model prediksi, terutama yang berkaitan dengan data BOR yang rendah. Pada beberapa penelitian, metrik *Weighted Absolute Percentage Error* (WAPE) dinilai lebih stabil dan representatif pada data yang mempunyai magnitudo rendah, hal ini dikarenakan memberikan bobot pada nilai aktual, sehingga observasi dengan nilai kecil tidak mendominasi hasil evaluasi keseluruhan [19]. Dengan demikian, penggunaan metrik WAPE dianggap lebih sesuai untuk mengevaluasi model prediksi SARIMA pada data BOR rendah seperti di RSK Abepura. Penelitian yang dilakukan bertujuan untuk mengembangkan model prediksi BOR menggunakan metode SARIMA melalui perbandingan periode musiman berbeda dan mengevaluasi model menggunakan metrik WAPE yang disesuaikan dengan karakteristik unik RSJ untuk mendapatkan model yang optimal. Hasil penelitian diharapkan memberikan kontribusi bagi RSK yang mempunyai karakteristik BOR rendah dan durasi rawat inap yang panjang, sehingga dapat membantu manajemen rumah sakit dalam mengoptimalkan alokasi sumber daya medis, meningkatkan efisiensi penggunaan tempat tidur, dan mendukung pengambilan keputusan strategis terkait dengan kapasitas rawat inap rumah sakit.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Desain Penelitian

Penelitian yang dilakukan menerapkan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen statistik untuk pengembangan model prediksi BOR pada RSK. Model prediksi yang dibangun menggunakan pendekatan SARIMA yang dirancang untuk menangkap pola musiman (*seasonal patttern*) pada data deret waktu [20]. Fokus utama penelitian ini adalah pada pemodelan *time series* dengan karakteristik fluktuasi musiman bulanan yang lazim terjadi pada rumah sakit dengan pola rawat inap jangka panjang, seperti RSK Abepura. Secara konseptual, alur penelitian terdiri dari tahapan identifikasi data, *preprocessing* data, pemodelan SARIMA, evaluasi performa, dan komparasi dengan metode *baseline*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

2.2. Data dan Preprocessing

Data penelitian bersumber dari Sensus Harian Rawat Inap (SHRI) RSK Abepura selama periode Januari 2020 hingga Desember 2021, dengan total observasi harian. Variabel utama yang digunakan adalah BOR, yang dihitung menggunakan rumus (1) berikut:

$$BOR = \frac{Jumlah\ Hari\ Perawatan}{Jumlah\ Tempat\ Tidur \times Jumlah\ Hari\ Dalam\ Satu\ Periode} \quad (1)$$

Tahapan *preprocessing* dilakukan untuk memastikan bahwa kualitas dan konsistensi data sebelum dilakukan pemodelan, meliputi:

1) Penanganan nilai yang hilang (*missing value*) menggunakan metode *forward fill*.
2) Deteksi *outlier* menggunakan pendekatan *interquartile range* (IQR) menggunakan batas [Q1 - 1,5 × IQR, Q3 + 1,5 × IQR].
3) Validasi konsistensi data berdasarkan persamaan (2).

$$Jumlah\ Pasien\ Akhir = Jumlah\ Pasien\ Awal + Jumlah\ Masuk - Jumlah\ Keluar \quad (2)$$

4) Pembagian data menggunakan *time-based split* 80:20, dimana 584 hari digunakan untuk pelatihan (*training*) dan 147 hari untuk pengujian (*testing*).

2.3. Identifikasi Stationaritas (Adf Test)

Kestasioneran (*stationarity*) merupakan prasyarat yang penting dalam pemodelan SARIMA. Metode pengujian menggunakan *augmented dickey-fuller* (ADF) *test*, dengan persamaan (3).

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + i = \delta_t \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (3)$$

Hipotesis:

H_0 : Data memiliki unit *root* (non-*stationary*)
H_1 : Data tidak memiliki unit *root* (*stationary*)

Kriteria pengambilan keputusan:
Jika ρ-*value* ≤ 0,05, maka H_0 ditolak, artinya data bersinar stasioner.

Hasil uji ADF menunjukkan bahwa data awal memiliki ρ-*value* > 0,05, sehingga dilakukan *first differencing*, dengan persamaan (4).

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-i} \quad (4)$$

Apabila data tetap tidak stasioner, dilakukan *seasonal differencing*, dengan persamaan (5).

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-s} \quad (5)$$

Dengan s sebagai periode musiman, misalnya 7 untuk pola mingguan dan 30 untuk pola bulanan.

2.4. Identifikasi Parameter Sarima

Model SARIMA (p, d, q)(P, D, Q)_s mempunyai tujuh parameter utama, yang terdiri atas:

1) Komponen non-*seasonal*:
   p : *Autoregressive order*
   d : *Differencing order* (dari ADF *test*)
   q : *Moving average order*
2) Parameter *seasonal*:
   P : *Seasonal autoregressive order*
   D : *Seasonal differencing order*
   Q : *Seasonal moving average order*
   s : *Seasonal period*

2.4.1. Analisis ACF/PACF

Analisis *autocorrelation function* (ACF) dan *partial autocorrelation function* (PACF) digunakan untuk menentukan nilai awal parameter p, q, P, Qp, q, P, Qp, q, P, Q. Rumus ACF dituliskan pada persamaan (6).

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=k+1}^{n}(Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^{n}(Y_t - \bar{Y})^2} \quad (6)$$

PACF mengukur korelasi langsung antar *lag* setelah menghilangkan pengaruh *lag* perantara. Pola hasil ACF dan PACF digunakan untuk identifikasi tipe model awal (AR, MA, ARMA, atau *seasonal*). Pola ACF/PACF yang digunakan untuk identifikasi model ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Pola ACF/PACF untuk Identifikasi Model

Pola ACF	Pola PACF	Model
Exponential decay	*Cut-off* pada *lag* p	AR(p)
Cut-off pada *lag* q	*Exponential decay*	MA(q)
Keduanya *decay*	Keduanya *decay*	ARMA (p, q)
Spike at lag s	*Spike at lag* s	*Seasonal* (P, Q)

Pada konteks RSK Abepura, periode musiman diasumsikan s = 30 (pola bulanan), berbeda dengan rumah sakit umum pada umumnya yang menunjukkan pola mingguan (s = 7).

2.4.2. *Grid Search* untuk Parameter Optimal

Proses *grid search* dilakukan untuk menemukan kombinasi parameter terbaik berdasarkan kriteria *akaike information criterion* (AIC) minimum. Adapun rentang pencarian ditetapkan sebagai berikut:

Non-seasonal : $p \in [0, 1, 2, 3]$, $d \in [0, 1, 2]$, $q \in [0, 1, 2, 3]$
Seasonal : $P \in [0, 1, 2]$, $D \in [0, 1, 2]$, $Q \in [0, 1, 2, 3]$
Seasonal period : $s \in \{7, 30\}$

Total kombinasi parameter adalah $3 \times 2 \times 3 \times 3 \times 2 \times 3 \times 3 = 486$ konfigurasi. Model optimal dipilih berdasarkan:

1) AIC minimum (indikator utama), ditunjukkan pada persamaan (7).
$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (7)$$
dimana k = jumlah parameter dan L = nilai maksimum *likelihood*.
2) Komponen musiman harus ada: (P, D, Q) ≠ (0, 0, 0).
3) Validasi residu menggunakan Ljung - *Box test* dengan ρ-*value* > 0,05ρ.

2.5. Estimasi Model Sarima

Model terbaik dari hasil *grid search* diestimasi menggunakan metode *maximum likelihood estimation* (MLE) sesuai dengan pendekatan *box*-Jenkins. Formula umum model SARIMA ditunjukkan pada persamaan (8).

$$(1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p)(1 - \Phi_1 B^s - \cdots - \Phi_P B^{Ps})(1 - B)^d (1 - B^s)^D Y_t = (1 + \theta_1 B + \cdots + \theta_q B^q)(1 + \Theta_1 B^s + \cdots + \Theta_Q B^{Qs})_{\epsilon_t} \quad (8)$$

dimana:

B : *backshift* operator ($BY_t = Y_{t-1}$)
(p, d, q) : ordo *non-seasonal* (*autoregressive*, *differencing*, *moving average*)
(P, D, Q) : ordo *seasonal* (*autoregressive*, *differencing*, *moving average*)
s : panjang periode musiman (*seasonal period*)
ϕ_p, θ_q : koefisien *non-seasonal*
Φ_P, Θ_Q : koefisien *seasonal*
ϵ_t : *white noise error term*, $\epsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$

Pendekatan SARIMA banyak digunakan dalam peramalan data operasional jangka pendek, termasuk sektor kesehatan [21].

2.6. Diagnostik *Testing*

2.6.1. Uji Ljung-Box

Pengujian ini digunakan untuk memastikan bahwa residual model tidak berkorelasi. Persamaan pengujian ditunjukkan pada rumus (9).

$$Q = n(n+2) = \sum_{k=1}^{h} \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \quad (9)$$

Hipotesis:
H_0 : Residual independen (*white noise*)
H_1 : Residual berkorelasi

Model dianggap memadai jika ρ-*value* > 0,05.

2.6.2. Uji Normalitas Residual

Normalitas residual diuji melalui dua cara, yaitu:
Visualisasi : Histogram dan Q-Q *plot*
Uji statistik : Shapiro-Wilk *test* dengan kriteria ρ-*value* > 0,05

2.6.3. Analisis Plot Residual

Pola residual yang baik ditunjukkan oleh sebaran acak di sekitar nol dan spike ACF/PACF yang berada dalam batas kepercayaan 95%.

2.7. Evaluasi Kinerja Model

Pada penelitian yang dilakukan menggunakan metode WAPE untuk mengevaluasi model prediksi SARIMA pada data BOR RSK Abepura. Rumus metode WAPE ditunjukkan pada persamaan (10).

$$WAPE = \frac{\sum_{i=1}^{n}|Y_i - \hat{Y}_i|}{\sum_{i=1}^{n}|Y_i|} \times 100\% \quad (10)$$

WAPE dipilih sebagai indikator utama karena lebih stabil untuk data dengan nilai aktual rendah, seperti BOR rata-rata ~14%.

2.8. Perbandingan Dengan *Baseline Methods*

Untuk menilai keunggulan model SARIMA, dilakukan perbandingan dengan beberapa metode dasar, yaitu:

1) *Naive forecast*, $\hat{Y}_{t+1} = Y_t$ (prediksi menggunakan nilai terakhir yang diobservasi).
2) *Moving average* (MA-7), $\hat{Y}_{t+1} = \frac{1}{7}\sum_{i=0}^{6} Y_{t-1}$ (rata-rata *window* 7 hari terakhir).
3) ARIMA(p, d, q), model *non-seasonal* terbaik hasil dari *grid search*.
4) SARIMA(p, d, q)(P, D, Q), model utama dengan komponen musiman.

Perbandingan performa dilakukan menggunakan WAPE, MAE, RMSE, dan MAPE pada *dataset* pengujian yang sama.

2.9. Strategi Pembagian Data (*Time Series Split*)

Pembagian data dilakukan berdasarkan urutan waktu (*time-series split*) agar struktur temporal tetap terjaga.

1) *Training set*, 80% dari total data (584 hari, 1 Januari 2020 - 4 Agustus 2021).
2) *Test set*, 20% dari total data (147 hari, 5 Agustus 2021 - 31 Desember 2021).

Metode ini memastikan bahwa model diuji pada data "masa depan" relatif terhadap data pelatihan, sesuai praktik dalam peramalan deret waktu.

2.10. *Data Splitting Strategy*

Dataset dibagi menggunakan *time-series split*:

1) *Training set*, 80% dari total data (periode awal).
2) *Test set*, 20% dari total data (periode terakhir/*recent*).

Time-series split digunakan (bukan *random split*) untuk *preserve temporal ordering* dan memastikan model dievaluasi pada data *recent* yang representatif dari *future prediction*.

2.11. Proses Peramalan Dan Interval *Confidence*

Model SARIMA terbaik digunakan untuk memperkirakan BOR 30 hari ke depan. Setiap hasil prediksi dilengkapi dengan *interval confidence* 95%, yang dihitung sesuai dengan persamaan (11).

$$CI_{95\%} = \hat{Y}_t \pm 1.96 \times SE(\hat{Y}_t) \quad (11)$$

dimana $SE(\hat{Y}_t)$ adalah *standard error* dari hasil peramalan. Rentang interval ini memberikan batas keyakinan terhadap estimasi prediksi yang dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan operasional rumah sakit.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

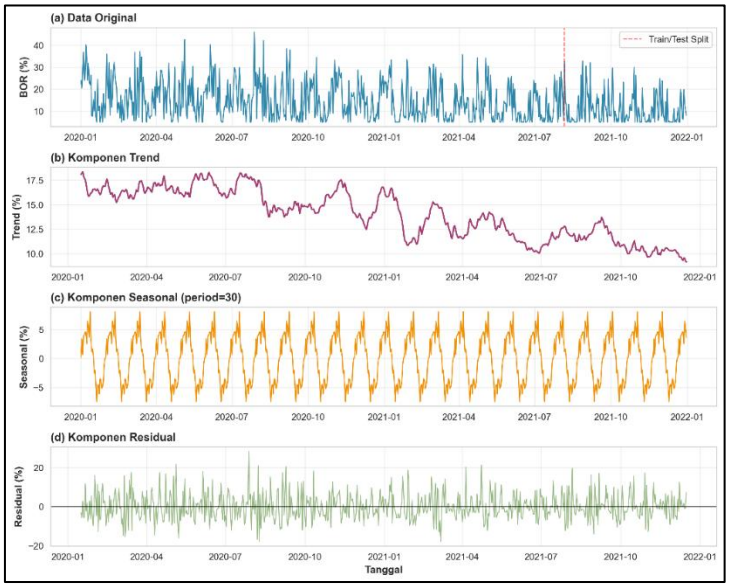
3.1. Karakteristik Data Sensus Bor Rsk Abepura

Dataset SHRI RSK Abepura mencakup periode 1 Januari 2020 - 31 Desember 2021 dengan total 731 observasi harian. Statistik deskriptif ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Statistik Deskriptif BOR RSK Abepura

Statistik	Nilai
Jumlah observasi	731 hari
Periode	2020 - 2021
Mean BOR	14,10%
Standar deviasi	8,63%
Minimum BOR	5,00%
Maksimum BOR	46,02%
Kapasitas rata-rata	20 tempat tidur
Rata-rata pasien	15,8 orang
Durasi rawat inap	21 - 90 hari

Nilai BOR rata-rata sebesar 14,10% masih jauh di bawah standar rumah sakit umum (60% - 85%), hal ini menunjukkan karakteristik khas rumah sakit jiwa dengan durasi rawat inap panjang dan *admission* terbatas. Variabilitas BOR yang tinggi (*range* 5% - 46%) mengindikasikan dinamika kapasitas tempat tidur yang tidak stabil dari waktu ke waktu dan memerlukan pendekatan *time series forecasting* yang mampu menangkap fluktuasi jangka pendek dan musiman. Pola temporal BOR selanjutnya divisualisasikan melalui dekomposisi time series seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Dekomposisi Time Series BOR RSK Abepura
(a) Data Original, (b) *Trend*, (c) *Seasonal Pattern* Periode 30 Hari, (d) Residual

3.2. Hasil Uji Stasioneritas

Uji *augmented dickey-fuller* (ADF) dilakukan untuk memverifikasi kestasioneran data. Hasil uji menunjukkan bahwa data original *non-stationary* (ρ-*value* > 0,05), sehingga dilakukan *first differencing* (d = 1). Setelah *differencing*, *series* menjadi *stationary* dengan ρ-*value* ≤ 0,05, memenuhi asumsi dasar model SARIMA. Hasil ini sesuai dengan karakteristik data BOR rumah sakit, yang secara alami memiliki tren jangka panjang dan variasi musiman akibat siklus okupansi pasien.

3.3. *Grid Search* Parameter Sarima

Proses *grid search* digunakan untuk menemukan kombinasi parameter terbaik. Ruang pencarian parameter meliputi:

1) Non-seasonal, $p \in [0,1,2], d \in [0,1], q \in [0,1,2]$
2) Seasonal, $P \in [0,1,2], D \in [0,1], Q \in [0,1,2]$
3) Seasonal period (s), $\{7, 14, 30\}$

Total terdapat 1.728 kombinasi model yang dievaluasi menggunakan kriteria AIC dan BIC. Model terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC minimum dan validasi *white noise* residual. Model optimal yang dipilih $SARIMA(0,1,2)(1,1,2)_{30}$. Model ini memberikan nilai AIC = 3.717,09 dan BIC = 3.741,39.

Interpretasi model:

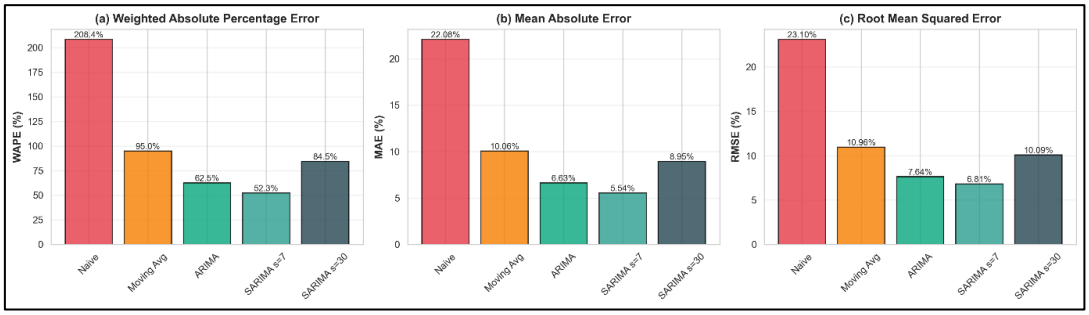
1) Komponen *non-seasonal* : MA(2) dengan *first differencing*
2) Komponen *seasonal* : SAR + SMA(2) dengan *seasonal differencing*
3) Periode musiman : 30 hari (siklus bulanan)

Performa dari berbagai model pada *test set* (147 hari) dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Performa Model pada *Test Set* (147 Hari)

Model	WAPE (%)
Naive Forecast	208,38
Moving Average (7)	94,97
ARIMA (3, 0, 2)	62,54
SARIMA (0, 1, 2)(1, 1, 1)$_7$	52,26
SARIMA (0, 1, 2)(1, 1, 2)$_{30}$	84,46

Perbandingan performa antarmodel divisualisasikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Perbandingan Performa Model Baseline dan SARIMA Berdasarkan Metrik pada *Test Set* (a) WAPE, (b) MAE, (c) RMSE

Meskipun SARIMA dengan s = 30 memberikan AIC terendah (menunjukkan *fit* baik pada *data training*), performa pada *test set* lebih rendah dibanding ARIMA dan SARIMA dengan s = 7. Hal ini menandakan adanya *trade-off* antara *goodness-of-fit* dan kemampuan generalisasi model terhadap data baru.

3.4. Analisis *Seasonal Period* (S = 7 dan S = 30)

Perbandingan model SARIMA pada periode musiman yang berbeda ditunjukkan pada Tabel 4 berikut ini:

Tabel 4. Perbandingan Model SARIMA dengan Periode Musiman Berbeda

Metrik	SARIMA s = 7	SARIMA s = 30	Perbedaan
WAPE (%)	52,26	84,46	-32,20%
MAE (%)	5,54	8,95	-3,41%
RMSE (%)	6,81	10,09	-3,27%
AIC	4.005,12	3.717,09	288,03

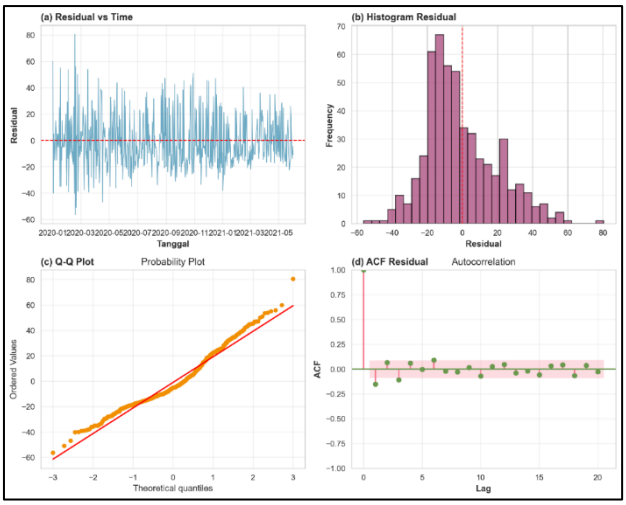
SARIMA dengan s = 30 memiliki AIC lebih rendah, menandakan *fit* yang baik terhadap data historis, namun akurasi prediksi lebih tinggi diperoleh pada s = 7. Hal ini menunjukkan bahwa dinamika BOR di RSK Abepura lebih mendekati pola mingguan daripada bulanan, kemungkinan dipengaruhi oleh faktor operasional, seperti rotasi perawat, jadwal dokter, atau siklus administrasi pasien.

3.5. *Diagnostic Checking Model*

Evaluasi asumsi model dilakukan melalui uji residual:

1) LJung-*Box Test Noise* : ρ-*value* > 0,05 untuk *lag* 1 - 10, menunjukkan residual merupakan *white noise*
2) Shapiro-Wilk *Test* : ρ-*value* > 0,05, residual terdistribusi normal
3) Residual *Plot* : 30 hari (siklus bulanan)

Hasil *diagnostic* menunjukkan model memenuhi seluruh asumsi dasar SARIMA dan layak digunakan untuk peramalan jangka pendek. *Diagnostic plot* model SARIMA ditunjukkan pada Gambar 4.



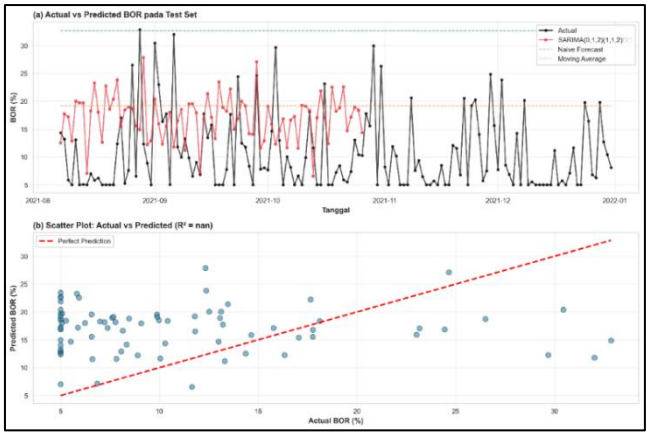
Gambar 4. *Diagnostic Plots* Model SARIMA (0, 1, 2)(1, 1, 2)$_{30}$: (a) Residual vs *Time* Menunjukkan *Scatter* Acak, (b) Histogram Residual Mendekati Distribusi Normal, (c) Q-Q *Plot* Mengikuti Distribusi Normal, (d) ACF Residual Berada dalam *Confidence Bands*

3.6. Evaluasi Performa Model Final

Model SARIMA (0, 1, 2)(1, 1, 2)$_{30}$ dievaluasi pada *test set* (25% data terakhir) dengan hasil sebagai berikut:

1) WAPE = 84,46%
2) MAE = 8,95%
3) RMSE = 10,09%
4) MAPE = 126,63

WAPE dipilih sebagai metrik utama karena lebih *robust* terhadap data *low-occupancy*. Dengan BOR rata-rata 14,10%, nilai WAPE ini berarti margin kesalahan sekitar ± 1,26% *absolute* BOR, yang masih dapat diterima dalam konteks perencanaan kapasitas RSK. Nilai MAPE yang sangat tinggi, yaitu 126,63% merupakan fenomena statistik yang umum terjadi pada data dengan magnitudo rendah. Secara matematis, MAPE menghitung persentase kesalahan relatif terhadap nilai aktual ketika nilai BOR sangat kecil (rata-rata 14,10% dengan minimum 5%), bahkan kesalahan prediksi absolut yang kecil (nilai MAE sebesar 8,95%), akan menghasilkan persentase kesalahan yang sangat besar. Sebagai contoh, prediksi *error* sebesar 10% pada nilai aktual 5%, menghasilkan nilai MAPE sebesar 200%, padahal kesalahan absolut hanya 0,5%. Hal ini menjelaskan bahwa metrik WAPE menjadi metrik yang lebih representatif dan stabil untuk evaluasi model pada kasus BOR rendah seperti di RSK Abepura. Perbandingan nilai aktual dan hasil prediksi model SARIMA divisualisasikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi BOR pada *Test Set*: (a) *Time Series Comparison* Menunjukkan Model Mengikuti Tren Umum, (b) *Scatter Plot Actual* vs *Predicted* Menunjukkan Deviasi pada Nilai Ekstrem

3.7. Interpretasi Dalam Konteks Rsk

Kinerja model harus dipahami dalam konteks unik RSK, dimana:

1) *Baseline* BOR rendah (14,1%), jauh di bawah RS umum (60% - 85%).
2) Variabilitas tinggi (CV 58,4%) menandakan fluktuasi besar meskipun jumlah pasien kecil.
3) Kombinasi pasien *long-term* dan *short-term* menciptakan pola temporal kompleks.
4) Jumlah pasien absolut kecil (~16 pasien) membuat fluktuasi kecil tampak besar dalam persentase.

Dalam hal ini, SARIMA dengan s = 7 lebih sesuai untuk *operational forecasting* (7 - 14 hari ke depan) dibanding s = 30 yang lebih cocok untuk analisis jangka panjang. Hierarki performa model ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Analisis Komparatif Menunjukkan Hierarki Performa

Tier	Model	Kinerja	Karakteristik
1	ARIMA, SARIMA s = 7	WAPE < 65%	Akurasi tinggi, cocok untuk jangka pendek
2	SARIMA s = 30	WAPE 65% - 95%	*Fit* baik, prediksi kurang stabil
3	*Moving Average*	WAPE ~95%	Model sederhana, *baseline*
4	*Naive Forecast*	WAPE > 200%	Model referensi bawah

Model ARIMA dan SARIMA s = 7 menunjukkan peningkatan akurasi hingga 70% - 75% dibanding *Naive Forecasting*, hal ini menegaskan keunggulan pendekatan *time series* untuk data okupansi RSK.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model SARIMA untuk prediksi BOR pada RSK Abepura dengan karakteristik unik RSJ. Model SARIMA $(0, 1, 2)(1, 1, 2)_7$ dengan *seasonal period* mingguan terbukti memberikan performa prediksi terbaik dengan WAPE 52,26%, MAE 5,54%, dan RMSE 6,81% mengungguli model SARIMA bulanan (s = 30), ARIMA *non-seasonal*, serta *baseline methods*, seperti *Moving Average* dan *Naive Forecast*. Evaluasi komprehensif menunjukkan peningkatan akurasi hingga 70% - 75% dibandingkan *Naive Forecast*, mengonfirmasi efektivitas pendekatan *time series* untuk data okupansi dengan *baseline* rendah (14,1%) dan variabilitas tinggi (CV 58,4%). Temuan utama mengungkapkan bahwa dinamika BOR RSJ lebih dipengaruhi oleh pola mingguan operasional dibandingkan siklus bulanan, hal ini berbeda dengan hipotesis awal penelitian.

Kelebihan penelitian meliputi penggunaan metrik WAPE yang lebih *robust* untuk data *low-magnitude*, perbandingan sistematis *seasonal pattern* berbeda, validasi komprehensif melalui *diagnostic checking* (LJung-*Box test*), Shapiro-Wilk *test*, residual *analysis*, dan aplikabilitas praktis untuk perencanaan opersional jangka pendek RSJ. Model memenuhi seluruh asumsi SARIMA dengan residual yang bersifat *white noise* dan terdistribusi normal. Penelitian memiliki keterbatasan signifikan berupa *dataset* terbatas dua tahun (2020 - 2021) yang berpotensi bias temporal, tidak memasukkan variabel eksogen penting, cakupan hanya satu RSJ sehingga generalisasi hasil memerlukan validasi *multi-site*, horizon evaluasi 147 hari relatif pendek untuk validasi jangka panjang dan model bersifat

statis yang memerlukan *re-training* berkala untuk mempertahankan akurasi prediksi seiring perubahan pola data. Implikasi hasil penelitian ini, secara praktis dapat membantu manajemen rumah sakit dalam mengoptimalkan alokasi sumber daya medis, meningkatkan efisiensi penggunaan tempat tidur, dan mendukung pengambilan keputusan strategis terkait dengan kapasitas rawat inap di RSJ. Penelitian lanjutan sebagai pengembangan penelitian yang dilakukan ini dapat dilakukan dengan mengintegrasikan variabel eksogen, misalnya adanya hari libur nasional, cuaca, kebijakan publik, dan lain sebagainya untuk meningkatkan akurasi prediksi, penggunaan *machine learning* untuk mendapatkan pola temporal yang lebih kompleks, penggunaan *dataset* yang lebih besar dan periode observasi yang lebih panjang, serta dapat dilakukan pengembangan *ensemble methods* yang mengkombinasikan metode SARIMA dengan algoritma *machine learning*.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Z. Fitriani, F. A. Susanti, and H. Hardiana, "Efisiensi Pengelolaan Tempat Tidur Instalasi Rawat Inap Menggunakan Grafik Barber Johnson di Rumah Sakit X Tahun 2023," *JMIAK: Jurnal Manajemen Informasi dan Administrasi Kesehatan*, vol. 7, no. 1, pp. 10–17, 2024, doi: https://doi.org/10.32585/jmiak.v7i1.5058.

[2] G. Avinash, H. Pachori, A. Sharma, and S. Mishra, "Time Series Forecasting of Bed Occupancy in Mental Health Facilities in India using Machine Learning," *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, p. 2686, 2025, doi: https://doi.org/10.1038/s41598-025-86418-9.

[3] P. Simbolon and R. E. L. Tarigan, "Gambaran BOR di Rumah Sakit Santa Elisabeth Medan," *Jurnal Bersama Pengabdian Kepada Masyarakat*, vol. 1, no. 3, pp. 92–98, 2025, [Online]. Available: https://jurnal.literasisains.id/index.php/samamas/article/view/287.

[4] M. Putrilia, A. O. Hakim, O. Anggraeni, and H. Fauzi, "Analisis BOR dan Dampaknya terhadap Faktor 5M di Rumah Sakit Umum Daerah Cilacap," *JIPKI: Jurnal Ilmiah Perekam dan Informasi Kesehatan Imelda*, vol. 10, no. 1, pp. 40–46, 2025, doi: https://doi.org/10.52943/jipiki.v10i1.1669.

[5] Kalyanita, S. Suparti, and S. Novratilova, "Analisis Faktor-Faktor Determinan Nilai BOR (Bed Occupancy Rate) di RSAU Dr. Siswanto," *JHIMI: Journal Health Information Management Indonesian*, vol. 1, no. 2, pp. 61–67, 2022, doi: https://doi.org/10.46808/jhimi.v2i1.35.

[6] E. M. S. Mandala, "The Factors Affecting of Bed Occupancy Rate (BOR) in Hospital," *Professional Health Journal*, vol. 7, no. 2, pp. 732–744, 2026, doi: https://doi.org/10.54832/phj.v7i2.1246.

[7] I. Paloma, Maryana, and R. Nurvinanda, "Analysis of Factors Contributing to Low Bed Occupancy Rate in Inpatient Wards," *Genius Journal: General Nursing Science*, vol. 6, no. 2, pp. 494–499, 2025, doi: https://doi.org/10.56359/gj.v6i2.812.

[8] T. Pamungkas, Purwadhi, and N. Handayani, "Upaya Peningkatan Bed Occupancy Rate Pelayanan Rawat Inap dengan Quantitative Strategic Planning Matrix," *ManBiz: Journal of Management and Business*, vol. 4, no. 1, pp. 18–40, 2025, doi: https://doi.org/10.47467/manbiz.v4i1.5837.

[9] C. Mariana, A. Rois, A. Mukhsin, and M. Syarif, "Efisiensi Pendayagunaan Tempat Tidur Berdasarkan Indikator Pelayanan Kesehatan di Rawat Inap Rumah Sakit," *Menara Medika*, vol. 8, no. 1, pp. 71–80, 2025, doi: https://doi.org/10.31869/mm.v8i1.6562.

[10] W. M. Mendrofa, P. Simbolon, P. Saragih, and N. Ginting, "Relationship between Service Quality and BOR (Bed Occupancy Ratio) Value at Medan Adventist Hospital 2025," *Jurnal Kesehatan Masyarakat Perkotaan*, vol. 5, no. 2, pp. 387–397, 2025, doi: https://doi.org/10.37012/jkmp.v5i2.3061.

[11] Misniati, B. Hartono, D. Purnamawati, A. R. Thaha, and A. A'la, "Analisis Kualitas Pelayanan terhadap Peningkatan BOR Selama Pandemi Dirawat Inap Non-COVID RSIJ Cempaka Putih," *Muhammadiyah Public Health Journal*, vol. 2, no. 1, pp. 69–88, 2021, doi: https://doi.org/10.24853/mphj.v2i1.10255.

[12] H. Seo *et al.*, "Forecasting Hospital Room and Ward Occupancy using Static and Dynamic Information Concurrently: Retrospective Single Center Cohort Study," *JMIR: Medical Informatics*, vol. 12, no. 2024, pp. 1–20, 2024, doi: https://doi.org/10.2196/53400.

[13] A. N. Aini and L. P. Laraswati, "Tinjauan Mutu Pelayanan Medis Pasien Rawat Inap di Rumah Sakit Islam YAKSSI Gemolong," in *Prosiding Seminar Informasi Kesehatan Nasional (SIKesNas) 2022*, 2022, pp. 146–150, [Online]. Available: http://eprints.poltektegal.ac.id/id/eprint/4637.

[14] W. Hariadi and Sulantari, "Pemodelan Kasus Pasien Terkonfirmasi Positif Covid-19 Per-Hari di

Indonesia dengan Metode SARIMA," *UJMC: Unisda Journal of Mathematics and Computer Science*, vol. 7, no. 2, pp. 19–30, 2021, doi: https://doi.org/10.52166/ujmc.v7i2.2743.
[15] N. Riza, F. U. R, A. R. Wardana, W. I. Rahayu, and F. A. Maresti, "Optimizing the Procurement of Medical Staff at the Rahmani Clinic using the SARIMA and ABK Kes Methods," *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 17, no. 2, pp. 76–83, 2025, [Online]. Available: https://ejurnal.ulbi.ac.id/index.php/informatika/article/view/4363.
[16] Marisa, L. Pimpi, and Alfian, "Analisis Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dan Penerapannya untuk Meramalkan Penjualan Motor Yamaha di Indonesia," *JMKS: Jurnal Matematika Komputasi dan Statistika*, vol. 5, no. 1, pp. 848–856, 2025, doi: https://doi.org/10.33772/jmks.v5i1.117.
[17] A. Vatresia and F. P. Utama, "Pemodelan Runtun Waktu pada Pola Kemunculan Penyakit dengan SARIMA," *Window of Health: Jurnal Kesehatan*, vol. 6, no. 2, pp. 154–166, 2023, doi: https://doi.org/10.33096/woh.vi.739.
[18] L. Budianti, Janatin, M. Y. Avicenna, A. K. Putri, and G. Darmawan, "Pemodelan SARIMA dengan Pendekatan ARCH/GARCH untuk Meramalkan Penjualan Ritel Barang Elektronik," *INNOVATIVE: Journal of Social Science Research*, vol. 4, no. 1, pp. 1037–1051, 2024, doi: https://doi.org/10.31004/innovative.v4i1.8000.
[19] Y. Zhang *et al.*, "CRAFT: Time Series Forecasting with Cross-Future Behavior Awareness," in *Proceedings of the Thirty Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2025, pp. 7056–7064, doi: https://doi.org/10.24963/ijcai.2025/785.
[20] B. M. Pangestu, Kamarudin, and Windarsyah, "Penerapan Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average untuk Prediksi Hasil Panen Jamur Tiram Berbasis Data Historis," *Digitech: Digital Transformation Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 133–142, 2025, doi: https://doi.org/10.47709/digitech.v5i1.5903.
[21] I. F. Ovianti, D. Hartanti, and M. Erlinawati, "Pemodelan Prediksi Penjualan dengan Algoritma SARIMA untuk Perencanaan Stok Pupuk pada UMKM Pupuk Organik Adibio," *ATASI: Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 64–71, 2025, doi: https://doi.org/10.30872/atasi.v4i1.3030.
[22] A. M. Sharifnia, D. E. Kpormegbey, D. K. Thapa, and M. Cleary, "A Primer of Data Cleaning in Quantitative Research: Handling Missing Values and Outliers," *JAN: Journal of Advanced Nursing*, vol. 2025, pp. 1–6, 2025, doi: https://doi.org/10.1111/jan.16908.
[23] Imam Akbar, I. S. Samad, Rahmat, and S. Rosmiana, "Data Mining Analysis of K-Means Algorithm and Decision Tree for Early Detection of Students at Risk of Dropping Out," *INISTA: Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications*, vol. 7, no. 2, pp. 148–162, 2025, doi: https://doi.org/10.20895/inista.v7i2.1630.
[24] A. A. A. Fernandes, M. Koehler, N. Konstantinou, P. Pankin, N. W. Paton, and R. Sakellariou, "Data Preparation: A Technological Perspective and Review," *Springer Nature (SN) Computer Science*, vol. 4, no. 425, 2023, doi: https://doi.org/10.1007/s42979-023-01828-8.
[25] H. I. Pratama and P. T. Prasetyaningrum, "Penerapan Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen pada Google Review Hotel," *JOSH: Journal of Information System Research*, vol. 6, no. 2, pp. 1244–1252, 2025, doi: https://doi.org/10.47065/josh.v6i2.6645.
[26] A. Desiani, S. Nurhaliza, T. F. Putri, and B. Suprihatin, "Algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) dan Adaptive Boosting (AdaBoost) untuk Klasifikasi Penyakit Tiroid," *JRES: Jurnal Rekayasa Elektro Sriwijaya*, vol. 6, no. 2, pp. 66–75, 2025, doi: https://doi.org/10.36706/jres.v6i2.145.
[27] A. Desiani, A. Amran, Y. Andriani, T. Wahyuni, and F. Rizki, "Perbandingan Algoritma Logistic Regression dan Adaptive Boosting (AdaBoost) dalam Klasifikasi Penyakit Gagal Jantung," *JTI: Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 19, no. 1, pp. 71–78, 2025, [Online]. Available: https://e-journal.upr.ac.id/index.php/JTI/article/view/17173.
[28] A. A. Firdaus, E. Pratama, N. N. Sabilla, R. L. Kinasih, and Wiyanto, "Optimasi Kinerja Analisis Kernel Support Vector Machine (SVM) untuk Klasifikasi Operasi Caesar Persalinan," *JATI: Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 9, no. 3, pp. 5275–5282, 2025, doi: https://doi.org/10.36040/jati.v9i3.14000.