

Prediction of the Number of New Students Using the Arima Time Series Model Case Study at STMIK Widya Cipta Dharma

Eko Jheremy Oktavianus¹⁾, Pitrasacha Adytia²⁾, dan Muhammad Ibnu Sa'ad³⁾

^{1,3}Teknik Informatika, STMIK Widya Cipta Dharma

²Sistem Informasi, STMIK Widya Cipta Dharma

^{1,2,3}Jl. Prof. M. Yamin No. 25 Samarinda Kalimantan Timur 75123

E-mail: 1943090@wicida.ac.id¹⁾, pitra@wicida.ac.id²⁾, saad@wicida.ac.id³⁾

ABSTRAK

Planning for new student admissions is an important aspect in university management because it is closely related to strategic decision-making and institutional resource allocation. This study aims to estimate the number of new students in the Informatics and Information Systems Engineering Study Program at STMIK Widya Cipta Dharma using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method. The data used is secondary data obtained from PDDIKTI with a period of 2015-2025. The analysis process was carried out through several stages, namely stationary testing using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) method, model identification through Autocorrelation Function (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF), parameter estimation, diagnostic tests, and forecasting processes. The results showed that the best model obtained was ARIMA (0,1,0) after first-order differentiation. The model produces residual that meets the assumption of white noise and is normally distributed. The forecast results show a tendency to decrease the number of new students in the 2026–2028 period. The model evaluation showed a very good level of accuracy in the Informatics Engineering Study Program with a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 9.64% and quite good in the Information Systems Study Program of 24.88%. Thus, the ARIMA model (0,1,0) is considered effective in supporting the planning of new student admissions in a more measurable and systematic manner.

Keywords: *ARIMA, Time Series, Forecasting, Freshmen, EViews*

Prediksi Jumlah Mahasiswa Baru Menggunakan Model Time Series Arima Studi Kasus Pada Stmik Widya Cipta Dharma

ABSTRAK

Perencanaan penerimaan mahasiswa baru merupakan aspek penting dalam manajemen universitas karena erat kaitannya dengan pengambilan keputusan strategis dan alokasi sumber daya kelembagaan. Penelitian ini bertujuan untuk memperkirakan jumlah mahasiswa baru Program Studi Teknik Informatika dan Sistem Informasi STMIK Widya Cipta Dharma dengan menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari PDDIKTI dengan periode 2015-2025. Proses analisis dilakukan melalui beberapa tahap, yaitu pengujian stasioner menggunakan metode Augmented Dickey-Fuller (ADF), identifikasi model melalui Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF), estimasi parameter, uji diagnostik, dan proses peramalan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik yang diperoleh adalah ARIMA (0,1,0) setelah diferensiasi orde pertama. Model menghasilkan residu yang memenuhi asumsi white noise dan didistribusikan secara normal. Hasil perkiraan menunjukkan kecenderungan penurunan jumlah mahasiswa baru pada periode 2026–2028. Evaluasi model menunjukkan tingkat akurasi yang sangat baik pada Program Studi Teknik Informatika dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 9,64% dan cukup baik pada Program Studi Sistem Informasi sebesar 24,88%. Dengan demikian, model ARIMA (0,1,0) dinilai efektif dalam mendukung perencanaan penerimaan mahasiswa baru secara lebih terukur dan sistematis.

Kata Kunci: *ARIMA, Deret Waktu, Peramalan, Mahasiswa Baru, EViews*

1. PENDAHULUAN

Perencanaan jumlah mahasiswa baru menjadi hal yang penting dalam pengelolaan perguruan tinggi karena

berhubungan langsung dengan penyediaan sumber daya, kapasitas ruang kelas, serta arah pengembangan institusi.

Ketidaktepatan dalam memprediksi jumlah mahasiswa dapat menyebabkan ketidakseimbangan antara kebutuhan dan ketersediaan fasilitas, baik dalam bentuk kelebihan maupun kekurangan kapasitas (Hairani dkk., 2025; Hasibuan dkk., 2025).

Jumlah mahasiswa baru pada setiap periode menunjukkan pola perubahan yang tidak tetap dan dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kondisi ekonomi, minat masyarakat, serta daya saing program studi. Fluktuasi ini menyulitkan pihak perguruan tinggi dalam menentukan kebijakan yang tepat apabila tidak didukung oleh analisis data yang memadai. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan berbasis data historis untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan sistematis (Aprina Manggarai dkk., 2025).

Untuk menganalisis data historis tersebut, salah satu pendekatan yang bisa digunakan adalah metode time series. Pendekatan time series memungkinkan pemanfaatan pola historis data untuk memperkirakan kondisi pada waktu mendatang. Dalam konteks ini, metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) menjadi salah satu model yang sering digunakan untuk memprediksi data runtun waktu karena mampu menangkap pola tren serta variasi yang terdapat dalam data (Fitrony dkk., 2025).

Metode ARIMA bekerja dengan memanfaatkan hubungan antara data pada periode sebelumnya untuk menghasilkan nilai prediksi pada periode berikutnya. Selain itu, metode ini juga mampu menangani data yang tidak stasioner melalui tahap differencing sehingga model yang dihasilkan menjadi lebih stabil dan dapat digunakan untuk prediksi (Makkulau dkk., 2024; Rizki Nurrahma & Ariyanto, 2025). Dengan karakteristik tersebut, ARIMA banyak diterapkan dalam berbagai penelitian yang berkaitan dengan prediksi data.

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode ARIMA dapat digunakan untuk memprediksi jumlah mahasiswa baru berdasarkan data historis. Pada penelitian Jamila dkk., (2021) menerapkan metode ARIMA dalam analisis runtun waktu untuk memprediksi jumlah mahasiswa baru dan memperoleh hasil prediksi yang akurat dengan tingkat kesalahan yang rendah (Jamila dkk., 2021). Selain itu, penelitian lain pada lingkungan STMIK Widya Cipta Dharma menunjukkan bahwa metode time series forecasting dan ARIMA dapat digunakan untuk memprediksi data runtun waktu dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Penelitian tersebut digunakan untuk memprediksi jumlah kunjungan wisatawan nusantara di Kalimantan Timur dan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 76,93% (Go dkk., t.t.).

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini menggunakan metode ARIMA untuk memperkirakan jumlah mahasiswa baru pada STMIK Widya Cipta Dharma dengan menggunakan data yang bersumber dari Pangkalan Data Pendidikan Tinggi (PDDIKTI). Data yang digunakan difokuskan pada Program Studi Teknik Informatika (TI) dan Sistem Informasi (SI), sehingga diharapkan hasil prediksi yang diperoleh dapat memberikan gambaran

yang lebih spesifik sesuai dengan kondisi masing-masing program studi.

Diharapkan hasil prediksi yang dihasilkan dapat membantu pihak institusi dalam merencanakan strategi penerimaan mahasiswa baru secara lebih efektif dan berbasis data, serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam pengelolaan perguruan tinggi.

2. RUANG LINGKUP

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data jumlah mahasiswa baru yang bersumber dari Pangkalan Data Pendidikan Tinggi (PDDIKTI). Penelitian difokuskan pada dua program studi, yaitu Teknik Informatika (TI) dan Sistem Informasi (SI) di STMIK Widya Cipta Dharma. Metode yang digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk melakukan peramalan data runtun waktu (time series). Selanjutnya, evaluasi hasil peramalan dilakukan menggunakan metrik internasional, yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Error* (MAE) guna mengukur tingkat akurasi model yang dihasilkan.

3. BAHAN DAN METODE

Pada bahan dan metode penelitian ini menggunakan :

3.1 Bahan Penelitian

Data dalam penelitian ini merupakan data sekunder terkait jumlah mahasiswa baru yang diambil dari Pangkalan Data Pendidikan Tinggi (PDDIKTI). Penelitian ini menggunakan data historis dalam bentuk time series yang merepresentasikan jumlah mahasiswa baru pada Prodi Teknik Informatika (TI) dan Sistem Informasi (SI) di STMIK Widya Cipta Dharma.

Penyusunan data dilakukan berdasarkan periode waktu tertentu sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam kegiatan prediksi. Data historis tersebut digunakan untuk melihat pola dan tren yang terjadi, sehingga dapat menjadi dasar dalam memprediksi jumlah mahasiswa baru pada periode selanjutnya.

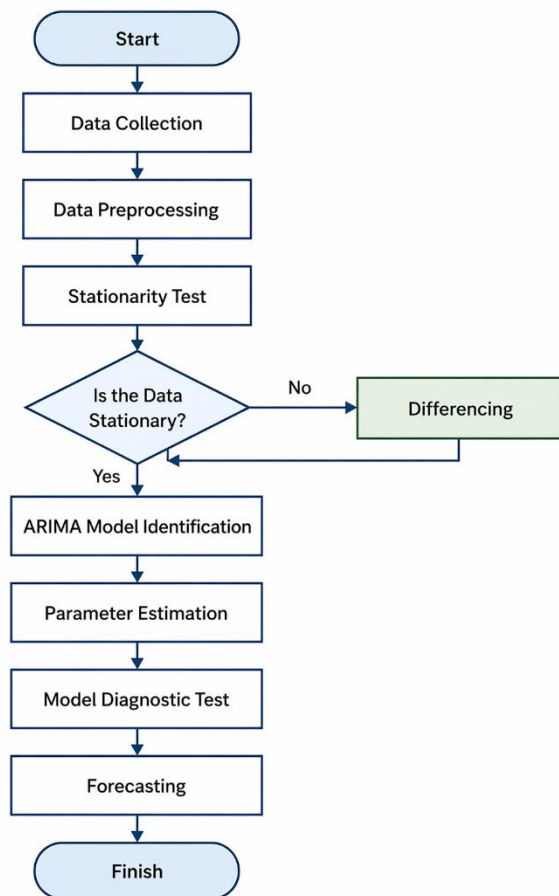
3.2 Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan analisis time series melalui penerapan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Metode ini digunakan untuk memodelkan hubungan antar data historis serta menghasilkan prediksi berdasarkan pola yang terbentuk.

3.3 Tahapan Penelitian

Tahapan dalam penelitian ini disusun secara sistematis agar dapat menghasilkan model prediksi yang akurat dengan menggunakan metode ARIMA. Tahapan ini mengacu pada prosedur analisis time series yang umum digunakan dalam berbagai penelitian sebelumnya, yang mencakup tahap identifikasi model, estimasi parameter, uji diagnostik, serta proses prediksi (Fathoni dkk., 2025).

Rangkaian tahapan penelitian yang digunakan disajikan pada 1:



Gambar 1. Flowchart Tahapan Penelitian
Figure 1. Research Stage Flowchart

Rangkaian tahapan penelitian yang digunakan disajikan pada gambar 1 dijelaskan sebagai berikut :

1. Pengumpulan Data

Penelitian ini diawali dengan pengumpulan data jumlah mahasiswa baru yang bersumber dari PDDIKTI. Penelitian ini menggunakan data sekunder berbentuk *time series* yang menunjukkan total mahasiswa pada Program Studi Teknik Informatika dan Sistem Informasi. Penggunaan data historis ini penting untuk mengidentifikasi pola dan tren yang dapat digunakan dalam proses prediksi (Wulandari & Hari Ramadhan, 2024).

2. *Preprocessing* Data

Pada tahap ini dilakukan pembersihan dan penyesuaian data, seperti pengecekan data kosong (*missing value*), transformasi data, serta penyusunan data dalam format *time series*. Tahapan ini bertujuan untuk memastikan data siap digunakan dalam proses pemodelan dan mengurangi kesalahan analisis (Zidan Rusminto dkk., 2024).

3. Uji Stasioner Data

Data *time series* harus bersifat stasioner agar dapat dimodelkan dengan baik menggunakan ARIMA.

Selanjutnya, dilakukan pengujian kestasioneran menggunakan metode ADF. Jika data masih belum stasioner, maka dilakukan proses *differencing* hingga diperoleh data yang stabil (Fitrony dkk., 2025).

4. Identifikasi Model ARIMA

Tahap identifikasi model dilakukan dengan menganalisis pola ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) untuk menentukan nilai parameter ARIMA (p, d, q). Parameter ini menunjukkan hubungan antara data pada periode sekarang dengan data pada periode sebelumnya dalam deret waktu (Hassyddiqy & Hasdiana, 2023; Makkulau dkk., 2024).

5. Estimasi Parameter Model

Setelah parameter model diperoleh, dilakukan proses estimasi untuk mendapatkan model ARIMA terbaik yang sesuai dengan pola data. Estimasi parameter ini bertujuan untuk menghasilkan model yang mampu merepresentasikan pola data secara optimal (Jamila dkk., 2021).

6. Uji Diagnostik Model

Model yang telah diperoleh kemudian diuji untuk memastikan bahwa residual memenuhi asumsi *white noise* dan tidak mengandung pola tertentu. Pengujian diagnostik dilakukan untuk memastikan bahwa model ARIMA yang dihasilkan dapat digunakan secara tepat dalam prediksi (Fathoni dkk., 2025; Rima Aprilia dkk., 2025).

7. Peramalan (*Forecasting*)

Selanjutnya, model ARIMA terbaik dimanfaatkan untuk melakukan prediksi jumlah mahasiswa baru pada periode berikutnya dengan mempertimbangkan pola historis data. Hasil prediksi ini memberikan gambaran mengenai tren di masa depan yang dapat dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan (Aprina Manggarai dkk., 2025).

8. Evaluasi Model

Pada tahap akhir, hasil prediksi dievaluasi dengan menggunakan metrik internasional seperti MAPE, RMSE, dan MAE. Ketiga metrik ini berfungsi untuk menilai tingkat akurasi model serta memastikan kualitas hasil prediksi (Zidan Rusminto dkk., 2024).

3.4 Model ARIMA

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu metode dalam analisis *time series* yang digunakan untuk melakukan prediksi berdasarkan pola data historis. Model ini terdiri dari tiga komponen utama, yaitu *Autoregressive* (AR), *Integrated* (I), dan *Moving Average* (MA), yang dinyatakan dalam bentuk ARIMA (p, d, q) (Makkulau dkk., 2024).

Model ARIMA digunakan di berbagai bidang, seperti ekonomi, kesehatan, dan pendidikan, karena kemampuannya dalam memodelkan data runtun waktu serta menghasilkan prediksi yang cukup akurat berdasarkan pola masa lalu (Agustini Sinaga, 2023; Zidan Rusminto dkk., 2024).

1. Autoregressive (AR)

Pada komponen Autoregressive (AR), nilai variabel saat ini bergantung pada nilai variabel pada periode sebelumnya. Dengan kata lain, nilai pada saat ini berkaitan dengan nilai pada periode sebelumnya dalam deret waktu (Fathoni dkk., 2025) Secara matematis, model AR dapat dinyatakan sebagai berikut (1):

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Keterangan (1):

Y_t = nilai pada waktu ke-t
 ϕ = koefisien autoregresi
 p = orde *autoregressive*
 ε_t = *error*

2. Integrated (I)

Komponen Integrated (I) berkaitan dengan proses *differencing* yang dilakukan untuk menjadikan data bersifat stasioner. Data yang tidak stasioner dapat mengakibatkan model menjadi kurang akurat, sehingga perlu dilakukan transformasi melalui *differencing* hingga data menjadi stabil (Fitrony dkk., 2025). Persamaan (2) digunakan untuk melakukan *differencing*:

$$Y_t^1 = Y_t - Y_{t-1} \quad (2)$$

Keterangan (2):

Y_t = nilai data pada waktu ke-t
 Y_{t-1} = nilai data pada waktu sebelumnya
 Y_t^1 = nilai hasil *differencing*

Jika *differencing* dilakukan sebanyak d kali (3):

$$Y_t^d = (1 - B)^d Y_t \quad (3)$$

Keterangan (3):

d = orde *differencing*
 B = operator *backshift*
 Y_t = nilai pada waktu ke t

3. Moving Average (MA)

Pada komponen *Moving Average* (MA), nilai variabel dipengaruhi oleh nilai kesalahan yang terjadi pada periode sebelumnya. Komponen ini digunakan untuk memperbaiki kesalahan prediksi yang terjadi pada model sebelumnya (Fathoni dkk., 2025). Persamaan (4) yang digunakan untuk menentukan MA:

$$Y_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

Keterangan (4):

θ = koefisien *moving average*
 q = orde *moving average*
 ε_t = *error*
 Y_t = nilai pada waktu ke t

4. Model ARIMA (p, d, q)

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan metode peramalan deret waktu yang dikembangkan oleh Box dan Jenkins untuk memprediksi nilai suatu variabel pada periode mendatang berdasarkan data historis. Model ini sering digunakan dalam analisis time series karena dapat mengidentifikasi pola tren, perubahan, dan keterkaitan antar data dari periode sebelumnya.

Dalam model ARIMA, terdapat tiga komponen utama, yaitu *Autoregressive* (AR), *Integrated* (I), dan *Moving Average* (MA), yang masing-masing menunjukkan orde p , d , dan q . Komponen AR menjelaskan adanya hubungan antara nilai variabel saat ini dengan nilai pada periode sebelumnya. Pada komponen I, dilakukan proses *differencing* untuk mengubah data menjadi stasioner. Sedangkan komponen MA menjelaskan hubungan antara nilai variabel dengan kesalahan (*error*) pada periode sebelumnya (Paga & Nugroho, 2024). Bentuk umum persamaan model ARIMA adalah (5):

$$\phi(B)(1 - B)^d Y_t = \theta(B) \varepsilon_t \quad (5)$$

Keterangan (5):

Z_t = nilai variabel pada waktu ke-t
 B = operator *backshift*
 d = orde *differencing*
 ε_t = *error* (white noise)
 $\phi(B)$ = parameter *autoregressive*
 $\theta(B)$ = parameter *moving average*

Bentuk Persamaan ARIMA (6):

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (6)$$

Keterangan (6):

p = orde *Autoregressive* (AR)
 d = tingkat *differencing* (I)
 q = orde *Moving Average* (MA)

4. PEMBAHASAN

Pada bagian hasil, metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) diimplementasikan menggunakan perangkat lunak *EViews* untuk memprediksi jumlah mahasiswa baru. Pemanfaatan *EViews* dalam penelitian ini digunakan untuk mendukung proses analisis data runtun waktu, mulai dari identifikasi model, estimasi parameter, hingga prediksi. Hasil yang diperoleh dari implementasi tersebut ditampilkan sebagai berikut:

4.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data jumlah mahasiswa baru pada Prodi Teknik Informatika (TI) dan Sistem Informasi (SI) yang bersumber dari PDDIKTI. Data tersebut disusun dalam bentuk runtun waktu (time series) berdasarkan periode tertentu.

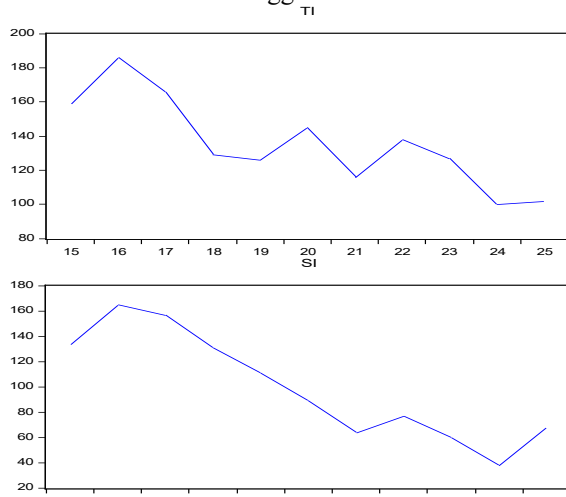
Table 1. Data on the Number of New Students
 Table 1. Data on the Number of New Students

Year	TI	SI
2015	159	134
2016	186	165
2017	166	157
2018	129	131
2019	126	111
2020	145	89
2021	116	64
2022	138	77
2023	127	60
2024	100	38
2025	102	68

Berdasarkan data tersebut, terlihat pada tabel 1 bahwa jumlah mahasiswa baru mengalami fluktuasi pada setiap periode.

4.2 Preprocessing Data

Pada gambar 2.2 Data jumlah mahasiswa baru yang telah dikumpulkan kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik, data jumlah mahasiswa baru prodi TI dan SI mulai dari tahun 2015 hingga 2025.



Gambar 2. Grafik Data Jumlah Mahasiswa Baru Prodi TI dan SI

Figure 2. Data Graph of the Number of New Students of IT and SI Study Programs

4.3 Uji Stasioner Data

Pengujian stasioneritas data dilanjutkan dengan uji akar unit (*unit root test*) untuk mengetahui apakah data pada variabel Prodi TI dan SI sudah stasioner pada tingkat

level. Apabila data pada level belum menunjukkan kondisi stasioner, maka analisis dilanjutkan dengan *first difference* (Rosadi dkk., 2024).

Tabel 2. Uji Stasioner Data TI
 Table 2. IT Data Stationary Test

	t-statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistik	-1.184169	0.6353
Test critical values :		
1% level	-4.297073	
5% level	-3.212696	
10% level	-2.747676	

Tabel 2 menampilkan hasil uji stasioneritas data menggunakan metode Augmented Dickey-Fuller (ADF) pada data mahasiswa baru Program Studi Teknik Informatika (TI). Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai t-statistic sebesar -1,184169 dengan nilai probabilitas (Prob.) sebesar 0,6353. Nilai probabilitas ini lebih besar dari tingkat signifikansi umum (0,05), sehingga dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner pada level. Selain itu, jika dibandingkan dengan nilai kritis pada tingkat signifikansi 1% (-4,297073), 5% (-3,212696), dan 10% (-2,747676), nilai t-statistic juga tidak lebih kecil (tidak lebih negatif) dari nilai kritis tersebut, yang semakin memperkuat bahwa data tidak stasioner. Dengan demikian, data masih mengandung tren atau pola tertentu dan belum memenuhi asumsi dasar dalam analisis deret waktu. Oleh karena itu, perlu dilakukan proses differencing (pembedaan) untuk mengubah data menjadi stasioner sebelum dilakukan pemodelan lebih lanjut menggunakan metode ARIMA.

Tabel 3. Uji Stasioner Data SI
 Table 3. SI Data Stationary Test

	t-statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistik	-0.802469	0.7733
Test critical values :		
1% level	-4.297073	
5% level	-3.212696	
10% level	-2.747676	

Pada tabel 3, hasil uji ADF untuk Program Studi Sistem Informasi (SI) menunjukkan p-value sebesar 0,77333, yang nilainya juga melebihi 0,05. Oleh karena itu, data SI pada level awal belum memenuhi kondisi stasioner. Nilai probabilitas yang cukup besar menunjukkan bahwa data masih memiliki fluktuasi yang tidak stabil dan belum memenuhi asumsi dasar dalam pemodelan ARIMA.

Dari kedua hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa baik data TI maupun SI masih belum memenuhi kondisi stasioner pada level awal. Oleh karena itu, perlu dilakukan proses differencing untuk menghilangkan tren dan menstabilkan data.

Tabel 4. Uji Stasioner First Differencing Prodi TI
Table 4. First Differencing Stationary Test of the IT Study Program

		t-statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistik		-3.784484	0.0273
Test critical values :	1% level	-4.582648	
	5% level	-3.320969	
	10% level	-2.801384	

Setelah dilakukan proses differencing pada Program Studi Teknik Informatika (TI), seperti yang ditunjukkan pada tabel 4, hasil uji ADF menunjukkan nilai probabilitas (p-value) sebesar 0,0273, yang lebih kecil dari 0,05. Hasil tersebut menunjukkan bahwa hipotesis nol (H_0) ditolak, sehingga data telah mencapai kondisi stasioner setelah proses differencing. Dengan demikian, data TI telah memenuhi asumsi untuk digunakan dalam pemodelan ARIMA.

Tabel 5. Uji Stasioner First Differencing Prodi SI
Table 5. First Differencing Stationary Test of SI Study Program

		t-statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistik		-3.046610	0.0677
Test critical values :	1% level	-4.420595	
	5% level	-3.259808	
	10% level	-2.771129	

Sementara itu, pada tabel 5 Program Studi Sistem Informasi (SI), hasil uji ADF menampilkan nilai p-value sebesar 0,0677, dimana masih lebih besar dari 0,05. Setelah data SI differencing masih belum sepenuhnya stasioner. Kondisi ini mengindikasikan bahwa data SI masih mengandung pola tertentu yang belum sepenuhnya hilang.

Berdasarkan hasil pada tabel 4, dapat disimpulkan bahwa proses differencing berhasil membuat data TI menjadi stasioner, namun belum sepenuhnya berhasil pada data SI. Oleh karena itu, data SI memungkinkan untuk dilakukan differencing lanjutan hingga mencapai kondisi stasioner.

Upaya differencing lanjutan pada data SI hingga orde kedua menghasilkan nilai probabilitas sebesar 0,1668, yang justru menunjukkan penurunan tingkat kestasioneran. Hal ini mengindikasikan bahwa proses differencing yang berlebihan (*over-differencing*) dapat menyebabkan hilangnya informasi penting dalam data.

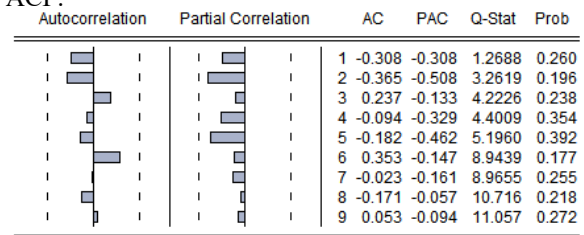
Setelah dilakukan first differencing, hasil uji ADF pada tabel 5 menunjukkan bahwa data SI memiliki nilai probabilitas sebesar 0,0677, yang masih mendekati nilai signifikansi 0,05. Kondisi ini menunjukkan bahwa data menjadi lebih mendekati stasioner dibandingkan

sebelumnya, meskipun belum sepenuhnya memenuhi kriteria yang ditetapkan.

Oleh karena itu, dalam penelitian ini digunakan *differencing* orde pertama ($d = 1$) sebagai pendekatan yang paling optimal untuk data SI, dengan mempertimbangkan keseimbangan antara kestasioneran data dan keutuhan informasi yang terkandung di dalamnya.

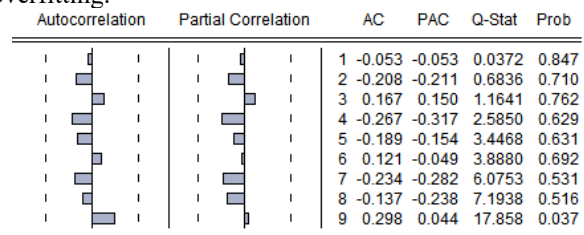
4.4 Identifikasi ARIMA

Setelah data mencapai kondisi stasioner, langkah berikutnya adalah menentukan parameter p (autoregressive) dan q (*moving average*). Identifikasi parameter dilakukan melalui analisis grafik ACF dan PACF.



Gambar 3. Grafik ACF dan PACF Prodi TI
Figure 3. ACF and PACF Graph of IT Study Program

Hasil pada Gambar 3 menunjukkan bahwa grafik ACF dan PACF Prodi TI tidak membentuk pola cut-off, sehingga dapat diartikan bahwa keterkaitan antar periode dalam data tidak signifikan. Hal ini menunjukkan proses differencing telah berhasil menghilangkan pola tren dalam data. Pemilihan model ARIMA (0,1,0) didasarkan pada kesederhanaannya dan kemampuannya dalam menggambarkan data tanpa penggunaan parameter yang tidak perlu, sehingga dapat mengurangi kemungkinan overfitting.



Gambar 4. Grafik ACF dan PACF Prodi SI
Figure 4. Graph of ACF and PACF of SI Study Program

Hasil pada Gambar 4 menunjukkan bahwa grafik ACF dan PACF Prodi SI tidak membentuk pola cut-off, sehingga dapat disimpulkan bahwa data tidak memiliki autokorelasi yang kuat. Hal ini menunjukkan bahwa proses differencing yang dilakukan sebelumnya telah berhasil menghilangkan pola tren pada data. Model ARIMA (0,1,0) dipilih karena mampu merepresentasikan pola data secara sederhana dan efektif tanpa menambahkan kompleksitas model yang tidak diperlukan. Pemilihan model ini juga bertujuan untuk menjaga kestabilan model dalam proses prediksi.

4.5 Estimasi Parameter Model

Berdasarkan Gambar 3 Grafik ACF dan PACF Prodi TI dan pada Gambar 4 Grafik ACF dan PACF Prodi SI, tidak ditemukan pola *cut-off* maupun autokorelasi yang signifikan pada setiap lag. Hal ini menunjukkan bahwa proses differencing yang dilakukan sebelumnya telah berhasil menghilangkan pola tren sehingga data telah bersifat stasioner.

Berdasarkan kondisi tersebut, model ARIMA (0,1,0) dipilih karena tidak memerlukan komponen AR maupun MA. Hasil estimasi juga menunjukkan bahwa konstanta tidak signifikan secara statistik, sehingga model tanpa konstanta dianggap lebih sesuai. Pemilihan model yang sederhana ini dilakukan untuk menghindari penggunaan parameter yang tidak diperlukan sekaligus menjaga kestabilan model dalam proses peramalan.

4.6 Uji Diagnostik Model

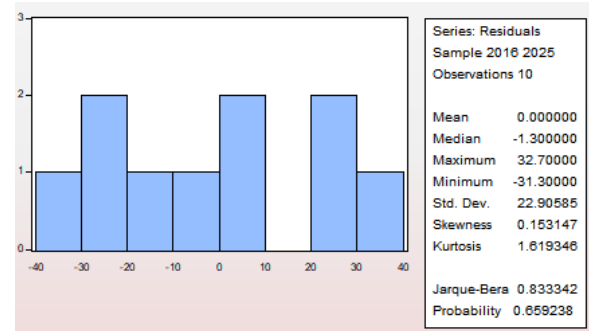
Tabel 6. Uji Diagnostik Model
Table 6. Model Diagnostic Test

Prodi	Mode ARIMA	Prob	White Noise Test	Normality Test
TI	0,1,0	>0,05	Already	Already
SI	0,1,0	Mayoritas >0,05	Enough	Already

Tabel 6 menampilkan hasil uji diagnostik model ARIMA untuk dua program studi, yaitu Teknik Informatika (TI) dan Sistem Informasi (SI), dengan model yang digunakan sama, yaitu ARIMA (0,1,0). Berdasarkan kolom Probabilitas (Prob), nilai yang diperoleh untuk kedua program studi adalah lebih besar dari 0,05. Hal ini menunjukkan bahwa residual model tidak memiliki autokorelasi yang signifikan, sehingga memenuhi asumsi dasar model deret waktu. Dengan kata lain, model yang digunakan sudah cukup baik dalam menangkap pola data. Selanjutnya, pada kolom *White Noise Test*, hasil menunjukkan keterangan "*Already Enough*", yang mengindikasikan bahwa residual bersifat acak (*white noise*). Artinya, tidak terdapat pola tertentu yang tersisa pada residual, sehingga model dianggap sudah memadai. Pada kolom *Normality Test*, hasil menunjukkan "*Already*", yang berarti residual telah berdistribusi normal. Hal ini penting karena distribusi normal residual menjadi salah satu asumsi dalam validasi model. Secara keseluruhan, hasil uji diagnostik ini menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,0) yang digunakan sudah layak dan valid untuk melakukan peramalan, karena telah memenuhi asumsi tidak adanya autokorelasi, bersifat acak (*white noise*), dan berdistribusi normal.

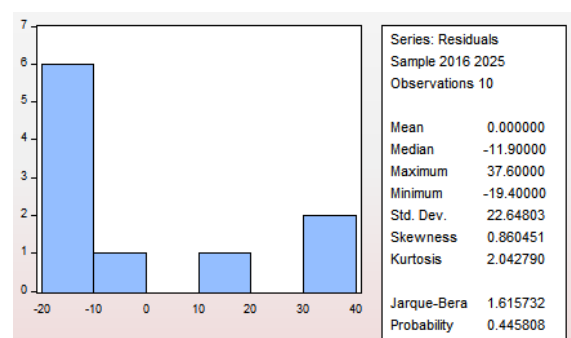
Hasil uji diagnostik pada Gambar 3 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,0) pada TI memenuhi asumsi *white noise*. Selain itu, pada Gambar 4, residual data SI sebagian besar juga memenuhi asumsi tersebut, sehingga model dianggap layak untuk digunakan dalam prediksi. Meskipun belum sepenuhnya memenuhi asumsi white

noise, model masih dapat digunakan karena sebagian besar lag telah memenuhi kriteria. Setelah itu dilakukan uji normalitas pada kedua prodi dapat di lihat pada gambar 5 dan 6.



Gambar 5. Uji Normalitas Prodi TI
Figure 5. Normality Test of IT Study Program

Berdasarkan hasil uji normalitas pada gambar 5 menggunakan metode Jarque-Bera, diperoleh bahwa nilai probabilitas pada Program Studi Teknik Informatika (TI) sebesar 0,659238 dan pada gambar 6 Program Studi Sistem Informasi (SI) sebesar 0,445808, yang keduanya lebih besar dari 0,05.



Gambar 6. Uji Normalitas Prodi SI
Figure 6. Normality Test of SI Study Program

Gambar 6 menampilkan histogram residual beserta statistik deskriptif dan hasil uji normalitas Jarque-Bera dari model yang digunakan. Berdasarkan histogram, terlihat bahwa sebaran residual cukup menyebar di sekitar nilai tengah, meskipun tidak sepenuhnya simetris. Nilai mean sebesar 0,000000 menunjukkan bahwa rata-rata residual mendekati nol.

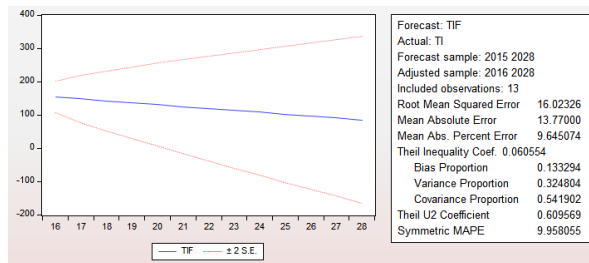
Hal ini menunjukkan bahwa residual pada kedua model berdistribusi normal, sehingga asumsi normalitas telah terpenuhi. Dengan demikian, model ARIMA (0,1,0) pada kedua program studi dinyatakan layak untuk digunakan dalam proses prediksi.

4.7 Peramalan (*forecasting*)

Tabel 7. Hasil Prediksi Prodi TI dan SI
Table 7. Prediction Results of IT and SI Study Programs

Tahun	Prediksi TI	Prediksi SI
2026	96,3	61,4
2027	90,6	54,8
2028	84,9	48,2

Berdasarkan hasil prediksi pada tabel 7 menggunakan model ARIMA (0,1,0), diperoleh bahwa jumlah mahasiswa baru pada Program Studi Teknik Informatika (TI) dan Sistem Informasi (SI) menunjukkan kecenderungan mengalami penurunan pada periode mendatang. Adapun grafiknya pada gambar 7 untuk data TI dan 8 untuk data SI.

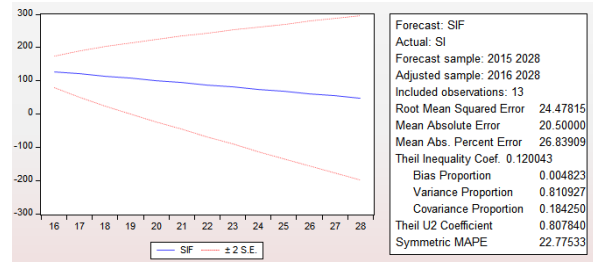


Gambar 7. Grafik Hasil Prediksi Prodi TI
Figure 7. Graph of Prediction Results of IT Study Program

Pada gambar 7 Program Studi Teknik Informatika, jumlah mahasiswa diperkirakan menurun dari 96,3 pada tahun 2026 menjadi 84,9 pada tahun 2028. Sementara itu, pada gambar 8 Program Studi Sistem Informasi, jumlah mahasiswa diperkirakan menurun dari 61,4 menjadi 48,2 pada periode yang sama.

Penurunan ini menunjukkan adanya tren penurunan jumlah mahasiswa baru yang terjadi secara bertahap pada kedua program studi. Hal ini sesuai dengan karakteristik model ARIMA (0,1,0) yang menghasilkan pola prediksi berdasarkan perubahan data sebelumnya

Dengan hasil tersebut, prediksi yang diperoleh dapat dijadikan acuan dalam pengambilan keputusan serta perencanaan strategi peningkatan jumlah mahasiswa baru ke depan. Penurunan ini mengindikasikan adanya potensi penurunan minat atau faktor lain yang mempengaruhi jumlah mahasiswa baru, sehingga perlu menjadi perhatian bagi pihak institusi dalam menyusun strategi penerimaan mahasiswa.



Gambar 8. Grafik Hasil Prediksi Prodi SI
Figure 8. Graph of Prediction Results of SI Study Program

Gambar 8 menampilkan hasil peramalan (*forecasting*) jumlah mahasiswa baru Program Studi Sistem Informasi (SI) menggunakan model ARIMA, lengkap dengan grafik prediksi dan ukuran akurasi model. Pada grafik, garis biru menunjukkan nilai hasil peramalan (SIF) dari tahun 2015 hingga 2028, yang terlihat mengalami tren penurunan secara bertahap. Sementara itu, dua garis merah di atas dan bawah merupakan batas *interval* kepercayaan (± 2 S.E.), yang menunjukkan rentang kemungkinan nilai prediksi. Semakin ke depan, rentang ini semakin lebar, menandakan adanya peningkatan ketidakpastian dalam prediksi jangka panjang. Pada bagian kanan, ditampilkan ukuran evaluasi model. Nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 24,47815, *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 20,50000, dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 26,83909% menunjukkan bahwa tingkat akurasi model tergolong cukup baik, meskipun masih terdapat tingkat kesalahan yang perlu diperhatikan. Selain itu, nilai *Theil Inequality Coefficient* sebesar 0,120043 yang mendekati nol menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang cukup baik. Nilai *Bias Proportion* yang sangat kecil (0,004823) mengindikasikan bahwa kesalahan sistematis (bias) dalam model relatif rendah. Secara keseluruhan, model mampu menggambarkan tren penurunan jumlah mahasiswa baru, namun tingkat ketidakpastian yang meningkat pada periode mendatang menunjukkan bahwa hasil prediksi perlu digunakan dengan pertimbangan tambahan dalam pengambilan keputusan.

Hal ini menunjukkan bahwa residual pada kedua model berdistribusi normal, sehingga asumsi normalitas telah terpenuhi. Dengan demikian, model ARIMA (0,1,0) pada kedua program studi dinyatakan layak untuk digunakan dalam proses prediksi.

4.8 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi hasil prediksi dengan menggunakan beberapa indikator, yaitu *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), serta *Theil Inequality Coefficient*.

Berdasarkan evaluasi yang dilakukan, nilai RMSE, MAE, dan MAPE pada Prodi TI masing-masing sebesar 16,02326, 13,77000, dan 9,645074. Adapun pada Prodi

SI, nilai RMSE, MAE, dan MAPE masing-masing sebesar 24,47815, 20,50000, dan 24,87753.

Hasil MAPE pada TI yang berada di bawah 10% menandakan tingkat akurasi model sangat baik, sedangkan pada SI yang berada di bawah 25% menunjukkan bahwa akurasi model tergolong cukup baik.

Selain itu, nilai *Theil Inequality Coefficient* pada kedua model yang mendekati nol menunjukkan bahwa tingkat kesalahan hasil prediksi relatif kecil.

Tabel 8. Evaluasi Model ARIMA

Table 8. Evaluation of the ARIMA Model

Prodi	RMSE	MAE	MAPE	Remarks
TI	16,02	13,77	9,64	Excellent
SI	24,47	20,50	24,88	Pretty good

Hasil pada Tabel 8 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,0) pada Program Studi Teknik Informatika memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan Program Studi Sistem Informasi, ditandai dengan nilai kesalahan yang lebih kecil pada setiap indikator evaluasi.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, metode ARIMA (0,1,0) dapat digunakan untuk memprediksi jumlah mahasiswa baru pada Program Studi Teknik Informatika (TI) dan Sistem Informasi (SI). Model yang diperoleh telah memenuhi sebagian besar asumsi diagnostik dan menghasilkan akurasi yang baik, dengan nilai MAPE sebesar 9,64% pada TI (sangat baik) dan 24,88% pada SI (cukup baik). Hasil peramalan menunjukkan bahwa jumlah mahasiswa baru pada kedua program studi cenderung mengalami penurunan pada periode mendatang, sehingga hasil ini dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan strategis oleh pihak institusi.

6. SARAN

Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan model peramalan dengan menggunakan metode lain sebagai pembanding, seperti SARIMA atau metode berbasis machine learning, agar dapat meningkatkan tingkat akurasi prediksi. Selain itu, penambahan variabel eksternal seperti faktor ekonomi, promosi, dan daya saing institusi juga dapat dipertimbangkan untuk memperoleh hasil yang lebih komprehensif. Penggunaan data dengan periode yang lebih panjang juga diharapkan dapat menghasilkan model yang lebih stabil dan representatif.

7. REFERENSI

Agustini Sinaga, S. (2023). Implementasi Metode Arima (Autoregressive Moving Average) Untuk Prediksi Penjualan Mobil. *Journal Global Tecnology Computer*, 2(3), 102–109.

Aprina Manggarai, Lailany Yahya, & Agusyarif Rezka Nuha. (2025). Prediksi Jumlah Calon Mahasiswa Baru Menggunakan Metode Fuzzy Time Series dan

ARIMA. *Jurnal Ilmiah Matematika, Kebumian dan Angkasa*, 3(5), 113–121.
<https://doi.org/10.62383/bilangan.v3i5.829>

- Fathoni, Hariza Marshella, S., Risyahputri, A., Raihana Putri, N., Therina Lakeisyah, E., & Ibrahim, A. (2025). IMPLEMENTASI METODE ARIMA DALAM FORECASTING JUMLAH KASUS PENDERITA PENYAKIT HIV/AIDS (STUDI KASUS: KABUPATEN/KOTA DI PROVINSI SUMATERA SELATAN). Dalam *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 9, Nomor 4).
- Fitrony, F. A., Supraba, L. D., Rantung, T., Agastya, I. M. A., & Kusriani, K. (2025). Analysis to Predict the Number of New Students At UNU Pasuruan using Arima Method. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informatika dan Komputer)*, 14(1), 123–128.
<https://doi.org/10.32736/sisfokom.v14i1.2251>
- Go, D. K., Pratiwi, H., & Rangan, A. Y. (t.t.). *PREDIKSI JUMLAH KUNJUNGAN WISATAWAN NUSANTARA KE KALIMANTAN TIMUR DENGAN METODE TIME SERIES FORECASTING*.
- Hairani, Nyoman Switrayana, I., & Zuhri, S. (2025). *Perbandingan Model ARIMA dan ANN dalam Memprediksi Mahasiswa Baru*.
<https://doi.org/https://doi.org/10.30812/corisindo.v1.5450>
- Hasibuan, M. A. S., Indra, Z., Lubis, F. A., & Farezi, N. (2025). Sistem Peramalan Jumlah Mahasiswa Menggunakan Metode Time Series ARIMA dan Regresi Linear. *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, 4(3), 973–983. <https://doi.org/10.51903/n95g4460>
- Hassyddiqy, H., & Hasdiana, H. (2023). Analisis Peramalan (Forecasting) Penjualan Dengan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Pada Huebee Indonesia. *Data Sciences Indonesia (DSI)*, 2(2), 92–100.
<https://doi.org/10.47709/dsi.v2i2.2022>
- Jamila, A. U., Siregar, B. M., & Yunis, R. (2021). Analisis Runtun Waktu Untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru Dengan Model Arima. *Paradigma - Jurnal Komputer dan Informatika*, 23(1).
<https://doi.org/10.31294/p.v23i1.9758>
- Makkulau, Ampa, A. T., Saidi, L. O., & Artikel, I. (2024). Penggunaan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk Peramalan Data Inflasi di Indonesia. *Arus Jurnal Sains dan Teknologi*, 2(2).
<http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajsthttp://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajst>
- Paga, E., & Nugroho, A. (2024). *Perbandingan Metode Exponential Smoothing dan ARIMAEfracim Paga Perbandingan Metode Exponential Smoothing dan ARIMA untuk Prediksi Jumlah Mahasiswa Baru (Studi Kasus di FTI UKSW)*.
- Rima Aprilia, Aulia Rahman Siregar, Nurmala Sari Siregar, Irfan Suhendra, & Fariz Hakim Fernanda. (2025). Penerapan Model Arima Untuk Peramalan

- Jumlah Orang yang Melakukan Pembayaran Pajak Reklame Dispenda. *Jurnal Hasil Kegiatan Pengabdian Masyarakat*, 3(1), 92–103. <https://doi.org/10.61132/inber.v3i1.760>
- Rizki Nurrahma, A., & Ariyanto, R. (2025). PREDIKSI JUMLAH PENDAFTAR PROGRAM STUDI DI PERGURUAN TINGGI DENGAN METODE ARIMA: STUDI KASUS JALUR SBMPTN DAN MANDIRI. Dalam *Journal of Information System Management (JOISM) e-ISSN* (Vol. 7, Nomor 1).
- Rosadi, S. H., Purnamasari, F., & Bahar, A. S. (2024). Penerapan Model Arima-Box Jenkins Dalam Peramalan Permintaan Produk Abon. *JEKPEND: Jurnal Ekonomi dan Pendidikan*, 7(1), 29. <https://doi.org/10.26858/jekpend.v7i1.57138>
- Wulandari, P., & Hari Ramadhan, M. (2024). Implementasi Metode Arima Box-Jenkins Dalam Jumlah Pendaftaran Mahasiswa Baru Pada Universitas Potensi Utama Implementation Of The Arima Box-Jenkins Method In The Number Of New Students Registration At Potensi Utama University. *Jurnal Rekayasa Sistem*, 2(1), 67–79.
- Zidan Rusminto, M., Adi Wibowo, S., & Santi Wahyuni, F. (2024). PERAMALAN HARGA SAHAM MENGGUNAKAN METODE ARIMA (AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE) TIME SERIES. Dalam *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 8, Nomor 2).