

Demand Forecasting Using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Method in the Concrete Industry

[Peramalan Permintaan dengan Menerapkan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) pada Industri Beton]

Naufalut Tharif Qurniawan¹⁾, Tedjo Sukmono^{*2)}

¹⁾ Program Studi Teknik Industri, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

²⁾ Program Studi Teknik Industri, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

^{*} naufalfal101@gmail.com¹⁾, thedjoss@umsida.ac.id²⁾

Abstract. PT. VARIA USAHA BETON FACES DEMAND FLUCTUATIONS FOR CONCRETE PRODUCTS THAT AFFECT STOCK AVAILABILITY, MAKING ACCURATE FORECASTING METHODS ESSENTIAL TO SUPPORT PRODUCTION PLANNING. THIS STUDY AIMS TO FORECAST THE DEMAND FOR MASONRY CONCRETE USING THE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) METHOD. THE RESEARCH UTILIZED SALES DATA FROM JANUARY 2023 TO DECEMBER 2024, ANALYZED THROUGH STATIONARITY TESTING, MODEL IDENTIFICATION USING ACF AND PACF, PARAMETER ESTIMATION, AND MODEL EVALUATION BASED ON MEAN SQUARE ERROR (MSE) AND RESIDUAL NORMALITY TESTING. THE RESULTS INDICATE THAT THE ARIMA (1,0,1) MODEL IS THE BEST FIT, WITH THE LOWEST MSE VALUE OF 1.06488 AND NORMALLY DISTRIBUTED RESIDUALS (P-VALUE 0.150 > 0.05). THUS, THE ARIMA (1,0,1) MODEL PROVES EFFECTIVE IN FORECASTING MASONRY CONCRETE DEMAND AND CAN SERVE AS A RELIABLE BASIS FOR PRODUCTION PLANNING AND INVENTORY CONTROL WITH GREATER ACCURACY AND EFFICIENCY.

Keywords - Forecasting; ARIMA, Production Planning, Demand Prediction

Abstrak. PT. VARIA USAHA BETON MENGHADAPI FLUKTUASI PERMINTAAN PRODUK BETON YANG BERDAMPAK PADA KETERSEDIAAN STOK, SEHINGGA DIPERLUKAN METODE PERAMALAN YANG AKURAT UNTUK MENDUKUNG PERENCANAAN PRODUKSI. PENELITIAN INI BERTUJUAN UNTUK MERAMALKAN PERMINTAAN BETON MASONRY DENGAN MENERAPKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA). DATA YANG DIGUNAKAN BERUPA PENJUALAN PERIODE JANUARI 2023 HINGGA DESEMBER 2024, YANG KEMUDIAN DIANALISIS MELALUI TAHAPAN UJI STASIONERITAS, IDENTIFIKASI MODEL MENGGUNAKAN ACF DAN PACF, ESTIMASI PARAMETER, SERTA EVALUASI MODEL BERDASARKAN MEAN SQUARE ERROR (MSE) DAN UJI NORMALITAS RESIDUAL. HASIL PENELITIAN MENUNJUKKAN BAHWA MODEL ARIMA (1,0,1) MERUPAKAN MODEL TERBAIK DENGAN NILAI MSE TERKECIL SEBESAR 1,06488 DAN RESIDUAL YANG TERDISTRIBUSI NORMAL (P-VALUE 0,150 > 0,05). DENGAN DEMIKIAN, METODE ARIMA (1,0,1) TERBUKTI EFEKTIF UNTUK MEMPREDIKSI PERMINTAAN BETON MASONRY DAN DAPAT DIGUNAKAN SEBAGAI DASAR DALAM PERENCANAAN PRODUKSI SERTA PENGENDALIAN PERSEDIAAN SECARA LEBIH AKURAT DAN EFISIEN.

Kata Kunci - Forecasting; ARIMA, Production Planning, Demand Prediction

I. PENDAHULUAN

PT. Varia Usaha Beton, merupakan perusahaan yang mengkhususkan diri dalam produksi beton dan konstruksi. PT Varia Usaha Beton adalah perusahaan yang fokus pada penyediaan produk beton untuk proyek-proyek besar di seluruh Indonesia. Saat ini, perusahaan telah memperluas operasinya ke berbagai wilayah. Plant ini menunjukkan fleksibilitas PT. Varia Usaha Beton dalam memenuhi kebutuhan berbagai proyek konstruksi, baik skala kecil maupun besar, lokal maupun nasional. Permintaan yang terus mengalami fluktuasi berdampak pada kesiapan dan ketersediaan stok produk. Pada tahun 2024, tercatat terjadi kekurangan produk sebesar 1.337.888 unit pada bulan Juli, 1.490.213 unit pada bulan Agustus, dan 1.470.387 unit pada bulan September. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode peramalan untuk membantu memprediksi permintaan dan menjaga ketersediaan stok secara optimal.

Persediaan bahan baku memiliki peran krusial bagi suatu usaha, sehingga diperlukan perencanaan dan perhitungan yang cermat serta terperinci untuk mencegah masalah akibat kesalahan perhitungan [1]. Peramalan memanfaatkan perkiraan permintaan di masa depan untuk mengotomatiskan proses bisnis, memutuskan produk yang akan dipesan dan disimpan, serta mengoptimalkan perencanaan tenaga kerja, pusat operasi, dan produksi [2]. Peramalan melibatkan upaya untuk memprediksi, menguraikan, atau menilai kemungkinan terjadinya suatu peristiwa atau tindakan yang tidak dapat diprediksi di masa depan [3].

Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Putri dkk. mengungkapkan bahwa metode ARIMA dapat dimanfaatkan untuk mengoptimalkan strategi penyimpanan perusahaan melalui prediksi yang didasarkan pada data penjualan [1]. Penelitian terdahulu berikutnya yang dilakukan oleh Salsabilah menggunakan pendekatan ARIMA. Metode ini dipilih karena konsisten dengan tujuan penelitian untuk memperkirakan harga produsen karet jangka pendek. Metode ARIMA digunakan karena tidak memerlukan variabel independen dan sebaliknya menggunakan data deret waktu sebagai dasar untuk analisis dan peramalan [4].

Metode ARIMA dipilih karena fleksibilitas dan akurasinya dalam menangkap pola data deret waktu, tanpa melibatkan variabel independen. Hasil penelitian ini diharapkan membantu PT. Varia Usaha Beton mengoptimalkan persediaan dan memenuhi permintaan pasar secara efisien.

Penelitian ini menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk mengidentifikasi pola yang paling sesuai dari suatu kumpulan data (*curve fitting*), dengan memanfaatkan data saat ini dan historis untuk menghasilkan proyeksi jangka pendek yang tepat [5]. Metode ARIMA diterapkan untuk melakukan peramalan yang akurat dengan memanfaatkan nilai historis dan nilai terkini dari variabel dependen yang dipengaruhi oleh variabel independen [6]. Metode tersebut memprediksi jumlah permintaan atau penjualan produk untuk beberapa periode ke depan dengan menguji kestasioneran ragam dan rata-rata data, menganalisis signifikansi ACF dan PACF, melakukan pemeriksaan diagnostik, serta menguji asumsi residual [7]. Kelebihan ARIMA terletak pada fleksibilitasnya, tingkat akurasi peramalan yang tinggi, serta kemampuannya untuk memprediksi berbagai variabel secara cepat, sederhana, dan akurat menggunakan data historis. Dengan metode ini, hasil peramalan diharapkan memiliki tingkat keakuratan yang baik untuk mendukung estimasi produksi di masa depan [8].

Metode ARIMA dipilih karena metode ARIMA dapat diterapkan pada berbagai jenis pola data, termasuk data dengan tren, asalkan data tersebut distasionerkan terlebih dahulu. Model ini mampu menangani data deret waktu yang stasioner maupun non-stasioner dengan melakukan differencing [9]. Dibandingkan dengan metode lain seperti metode *fuzzy time series* memiliki kekurangan pada situasi ketika rentang data atau interval nilai terlalu besar. Kondisi ini dapat menyebabkan hasil peramalan menjadi kurang optimal [10].

Berdasarkan konteks permasalahan tersebut, isu utama yang ditemukan adalah bagaimana merencanakan persediaan bahan baku seperti semen, agregat halus dan kasar, air, serta aditif lainnya dengan memanfaatkan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk memperkirakan data penjualan di masa depan, yang kemudian dijadikan dasar dalam menentukan kebutuhan bahan mentah.

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah memberikan saran untuk perencanaan dan pengelolaan pembelian persediaan bahan baku melalui teknik peramalan ARIMA sehingga memungkinkan prediksi kebutuhan bahan baku yang optimal.

Dalam penelitian ini, fokusnya adalah pada peramalan produk beton masonry karena produk tersebut memiliki karakteristik spesifik yang mempengaruhi permintaan pasar dan fluktasi yang signifikan, tanpa menyertakan peramalan bahan baku. Metode peramalan yang diterapkan tidak mempertimbangkan aspek – aspek seperti volume atau kapasitas penyimpanan di gudang, frekuensi pemesanan, dan lead time untuk pengadaan bahan baku.

II. METODE

A. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan di PT Varia Usaha Beton yang berlokasi di The Royal Business Park, Tambakoso, Jl. H. Anwar Hamzah Blok F02–F03, Kampung Baru, Tambakoso, Kecamatan Waru, Kabupaten Sidoarjo, Jawa Timur 61256. Penelitian ini dilaksanakan selama tiga bulan.

B. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data akan dikumpulkan dengan menggunakan berbagai cara untuk melengkapi studi kasus yang dilakukan di PT. Varia Usaha Beton, dengan dua jenis data yang digunakan: data primer dan data sekunder.

1. Data Primer

Berikut merupakan data primer yang dibutuhkan untuk mendapatkan informasi yang menjadi permasalahan dalam penelitian ini.

a. Observasi

Observasi dilakukan dengan cara memerhatikan setiap tindakan yang dilakukan secara langsung terhadap proses produksi di PT. Varia usaha beton untuk menentukan data actual mengenai jumlah permintaan, observasi terhadap persediaan bahan baku seperti semen, air, agregat halus dan kasar, serta bahan tambahan lainnya

b. Wawancara

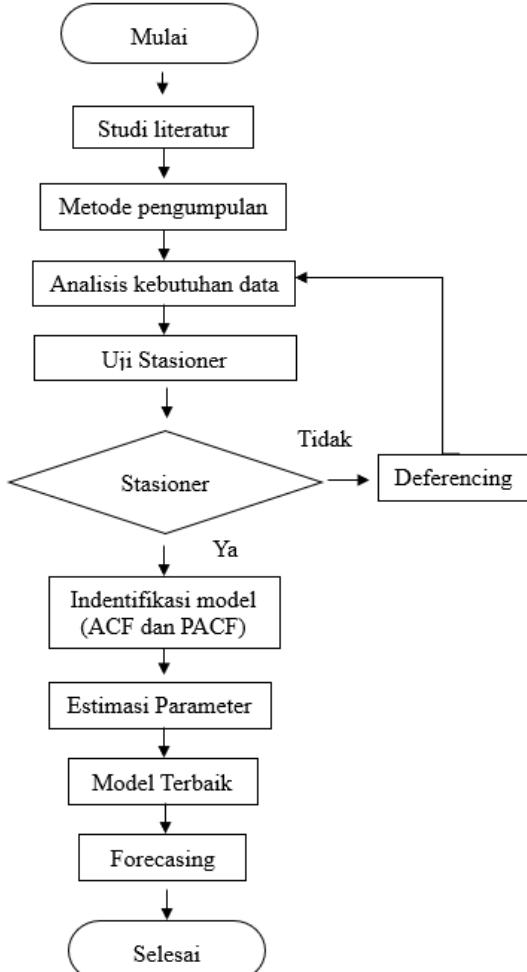
Wawancara dilaksanakan dengan pemilik dan karyawan, khususnya dari departemen operasional dan penjualan, untuk memahami pola permintaan, kendala produksi, dan tantangan dalam memenuhi permintaan pasar, wawancara dengan staf terkait pengelolahan stok untuk mengetahui proses peramalan dan Keputusan pemesanan bahan baku.

2. Data Sekunder

Data sekunder yang diperlukan melibatkan studi pustaka, yang dilaksanakan dengan menghimpun seluruh informasi pada Perusahaan terkait dengan data bulanan mengenai permintaan, produksi dan persediaan bahan baku selama periode tertentu untuk di analisis, informasi mengenai biaya produksi, pasokan bahan baku pada PT. Varia Usaha Beton.

C. Alur Penelitian

Alur penelitian digunakan untuk mengetahui proses penelitian dari awal hingga selesai. Diagram alir dapat dilihat pada gambar 2.3



Gambar 1. Alur penelitian.

berikut adalah penjelasan untuk setiap langkah dalam alur penelitian tersebut:

1. **Mulai:**
Titik awal penelitian dimulai.
2. **Studi Literatur:**
Melakukan tinjauan terhadap literatur atau referensi yang relevan dengan topik penelitian, seperti teori ARIMA, data time series, dan peramalan.
3. **Metode Pengumpulan:**
Menentukan strategi untuk mengumpulkan data yang diperlukan, baik dari data primer maupun data sekunder. Data ini biasanya melibatkan data deret waktu historis dari perusahaan.
4. **Analisis Kebutuhan:**
Mengidentifikasi kebutuhan penelitian, seperti jenis data, periode waktu yang digunakan, dan informasi terkait yang relevan untuk menghasilkan peramalan.
5. **Uji Stasioneritas:**
Uji stasioneritas dilakukan untuk memastikan bahwa data tidak memiliki tren atau pola musiman yang kuat, karena model ARIMA hanya cocok untuk data stasioner.
6. **Jika data tidak stasioner,** proses differensiasi dilakukan untuk membuatnya stasioner. Setelah differensiasi, data diuji lagi untuk memastikannya memenuhi persyaratan stasioneritas. Jika data stasioner, proses berlanjut ke langkah berikutnya.
7. **Differencing (Jika Tidak Stasioner):**

Jika data tidak stasioner, dilakukan differencing untuk membuat data menjadi stasioner. Differencing dilakukan dengan mengurangi nilai data dengan lag tertentu hingga tren dan musiman hilang. Cara differencing mencakup subtraksi nilai data sebelumnya dan periksa ulang stasioneritas setelah differencing.

8. Identifikasi model (ACF dan PACF):

Analisis plot Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF) untuk menghitung parameter AR (p), MA (q), dan integrasi (d) dalam model ARIMA.

9. Estimasi Parameter:

Mengestimasi parameter model ARIMA berdasarkan hasil identifikasi sebelumnya.

10. Model Terbaik:

Memilih model ARIMA terbaik berdasarkan kriteria tertentu, seperti nilai AIC, BIC, atau validasi terhadap data aktual.

11. Forecasting:

Menggunakan model ARIMA terbaik untuk membuat prediksi atau peramalan.

12. Selesai:

Penelitian selesai dengan hasil peramalan yang diperoleh.

Pendekatan ARIMA adalah cara untuk membangun model peramalan jangka pendek yang akurat yang sepenuhnya mengabaikan variabel independen menggunakan data deret waktu [4]. Metode ini menggabungkan teknik penghalusan dan digunakan untuk memprediksi berbagai variabel runtun waktu, seperti harga, penerimaan, penjualan, dan tenaga kerja. Strategi ini menghasilkan prakiraan jangka pendek yang akurat dengan menggunakan nilai saat ini dan historis dari variabel dependen, bukan variabel independen [11].

Model ARIMA dibagi menjadi beberapa kelompok [12], yaitu :

Model Autoregressive (AR)

Model AR digunakan dalam analisis deret waktu untuk menganalisis hubungan antara observasi terkini dan observasi sebelumnya [13]. Secara umum, model autoregressive dengan ordo p (AR(p)) atau ARIMA(p , 0, 0) dirumuskan sebagai berikut:

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + \epsilon_t \quad [12]$$

Dengan

Z_t = perubahan yang diramalkan pada waktu ke t

Z_{t-1}, Z_{t-p} = peubah bebas

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ = parameter dari persamaan autoregressive

μ = rata – rata dari Y

ϵ_t = nilai residual pada saat t

Model Moving Average (MA)

Model Moving Averages merupakan salah satu model paling populer dalam metode deret waktu. Model ini digunakan untuk meramalkan nilai di masa depan dengan menghitung rata-rata dari data berdasarkan urutan waktu yang telah ditentukan [14].

Bentuk umum suatu proses model MA orde q yang dinyatakan dengan MA (q) yang dinyatakan dengan MA(q) adalah :

$$Z_t = \alpha - \phi_1 Z_{t-1} - \phi_2 Z_{t-2} - \cdots - \phi_q Z_{t-q} \quad [12]$$

Dengan

Z_t = besar pengamatan pada periode t

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_q$ = koefisien orde q

$\alpha, Z_{t-1}, \dots, Z_{t-q}$ = nilai galat pada waktu t sampai $t-q$

Autoregressive Moving Average (ARMA)

Teknik ARMA dengan parameter p dan q , sering dikenal sebagai ARMA (p,q), adalah metode untuk meramalkan data deret waktu gabungan menggunakan proses linier AR(p) dan MA(q). Metode ARMA dapat digunakan untuk menganalisis data deret waktu yang memiliki pola stasioner. Bentuk umum model ARMA adalah sebagai berikut: [15].

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + \epsilon_t - \theta_1 Z_{t-1} - \theta_2 Z_{t-2} - \cdots - \theta_q Z_{t-q} \quad [15]$$

Dimana $\{Z_t\}$ merupakan himpunan data deret waktu dari proses ARMA dan k adalah konstanta.

Model ARIMA (p, d, q)

Model ARIMA adalah model peramalan yang membuat prediksi berdasarkan pola data sebelumnya. Model ARIMA dapat menghasilkan prediksi jangka pendek yang tepat dengan memanfaatkan nilai variabel dependen saat ini dan historis, daripada variabel independen [16].

Secara umum bentuk model ARIMA (p, d, q) adalah sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)\alpha + \epsilon_t \quad [12]$$

Dengan :

$$\begin{aligned}\phi_p(B) &= 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \\ \theta_q(B) &= \theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \\ \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p &= \text{koefisien orde } p \\ \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q &= \text{koefisien orde } q \\ p &= \text{orde autoregressive (AR)} \\ d &= \text{orde perbedaan (differencing)} \\ q &= \text{orde moving average (MA)} \\ \text{Autocorrelation Function (ACF)}\end{aligned}$$

Autocorrelation Function (ACF) adalah ukuran korelasi antara pengamatan pada deret waktu yang diatur berdasarkan lag tertentu. Koefisien autokorelasi dapat dihitung dengan menggunakan persamaan yang sesuai untuk mengukur sejauh mana data pada waktu tertentu berhubungan dengan data pada waktu sebelumnya [17].

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^N (X_t - \bar{X})^2} \quad [17]$$

Keterangan:

ρ_k = Koefisiensi autokorelasi

X_t = Data time series pada periode t

X_{t+k} = nilai pada periode x pada periode t+k

\bar{X} = nilai rata – rata variabel X

N = banyak data

Partial Autocorrelation Function (PACF)

Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF) adalah ukuran korelasi antara rangkaian pengamatan pada jeda tertentu yang menentukan kedekatan pengamatan dalam suatu periode. Persamaan *Yule-Walker*, seperti yang ditunjukkan pada persamaan berikut, adalah pendekatan yang banyak digunakan untuk menentukan koefisien autokorelasi parsial [17].

$$\rho_k = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-k} \quad [17]$$

Keterangan:

ρ_k = Koefisien ACF

$j = 1, 2, \dots, k$

ϕ_{kk} = Koefisien PACF

Tahap Identifikasi

Tujuan tahap identifikasi adalah untuk menentukan model yang akan dibentuk. Model ARIMA direpresentasikan sebagai (p,d,q), di mana p adalah urutan autoregresif (AR), q adalah urutan rata-rata bergerak (MA), dan d adalah urutan perbedaan. Plot ACF dan PACF masing-masing dapat digunakan untuk mengidentifikasi model AR dan MA. Tabel 1 menampilkan identifikasi urutan model AR dan MA dalam menggunakan plot ACF dan PACF [17].

Tabel 1. Identifikasi Orde Pola Grafik ACF dan PACF [17]

No.	Model	ACF	PACF
1.	AR (p)	Menurun secara bertahap menuju ke-0	Menuju 0 setelah lag ke-p
2.	MA (q)	Menuju ke-0 setelah lag ke-q	Menurun secara bertahap menuju ke-0
3.	ARMA (p,q)	Menurun secara bertahap menuju ke-0	Menurun secara bertahap menuju ke-0

Berikut penjelasan dari Tabel 2.4 :

1. Jika plot ACF terus mendekati 0 setelah lag-p, perkiraan modelnya adalah AR (p).
2. Jika plot ACF mencapai 0 setelah lag-q dan plot PACF secara progresif jatuh ke nol, perkiraan modelnya adalah MA (q).
3. Jika plot ACF dan PACF terus mendekati 0, perkiraan modelnya adalah ARMA (p,q).

Salah satu alat bantu analisis data yang dapat digunakan adalah software Minitab. Minitab adalah program untuk melakukan pengolahan statistik. Minitab mengkombinasikan kemudahan penggunaan layaknya Microsoft Excel dengan kemampuannya melakukan analisis statistik yang kompleks. Penggunaan Minitab dapat dikatakan cukup mudah dengan berbagai macam fitur pengolahan data yang cukup banyak [18].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

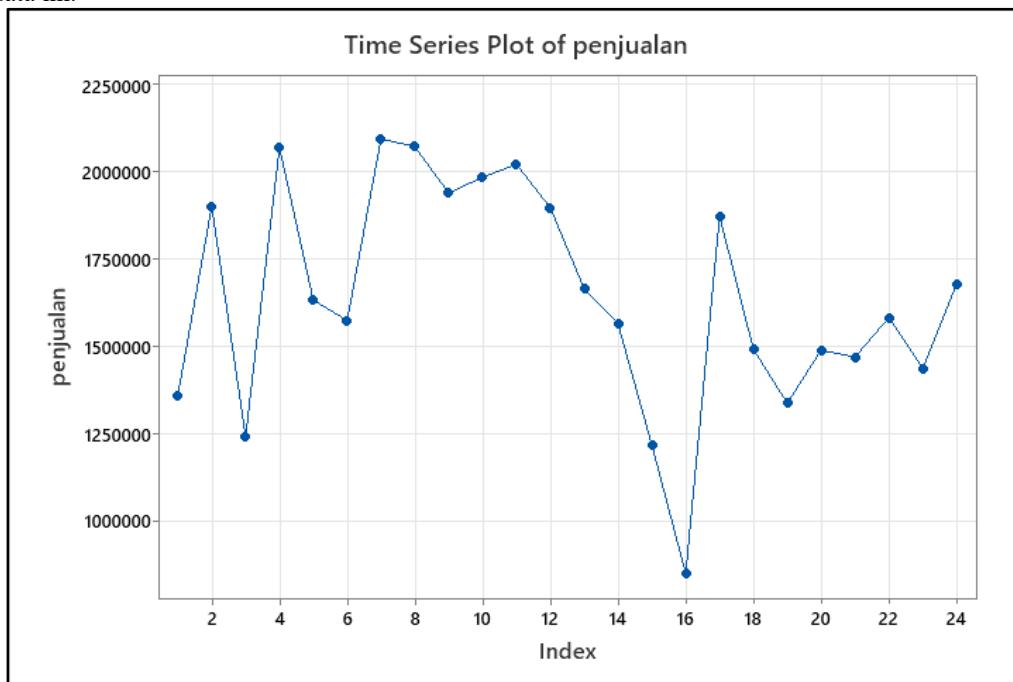
Pengumpulan data dilakukan menggunakan metode wawancara untuk memperoleh data-data yang diperlukan dalam melakukan peramalan menggunakan metode ARIMA. Data yang dibutuhkan berupa data penjualan dari tahun-

tahun sebelumnya. Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data penjualan selama dua tahun terakhir, yaitu dari Januari 2023 hingga Desember 2024.

Tabel 2. Data penjualan Beton Masonry

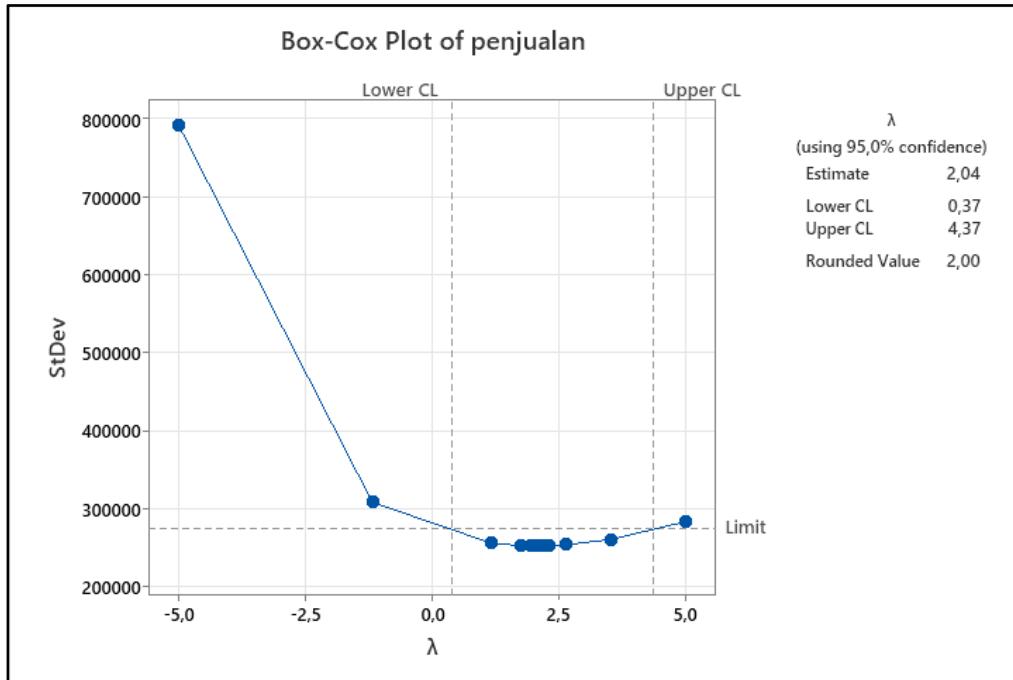
	2023	2024	
Januari	1361443	Januari	1666610
Februari	1901897	Februari	1565339
Maret	1242830	Maret	1218167
April	2069240	April	850165
Mei	1633640	Mei	1873764
Juni	1574672	Juni	1492348
Juli	2096054	Juli	1337888
Agustus	2072913	Agustus	1490213
September	1939921	September	1470387
Oktober	1985974	Oktober	1583006
November	2022438	November	1437233
Desember	1897709	Desember	1679186

Berdasarkan data yang diambil dari tabel 1, kami akan memproses data ini lebih lanjut menggunakan metode ARIMA untuk memprediksi penjualan struktur beton di PT Varia Usaha Beton. Langkah pertama adalah membuat grafik dari data ini.



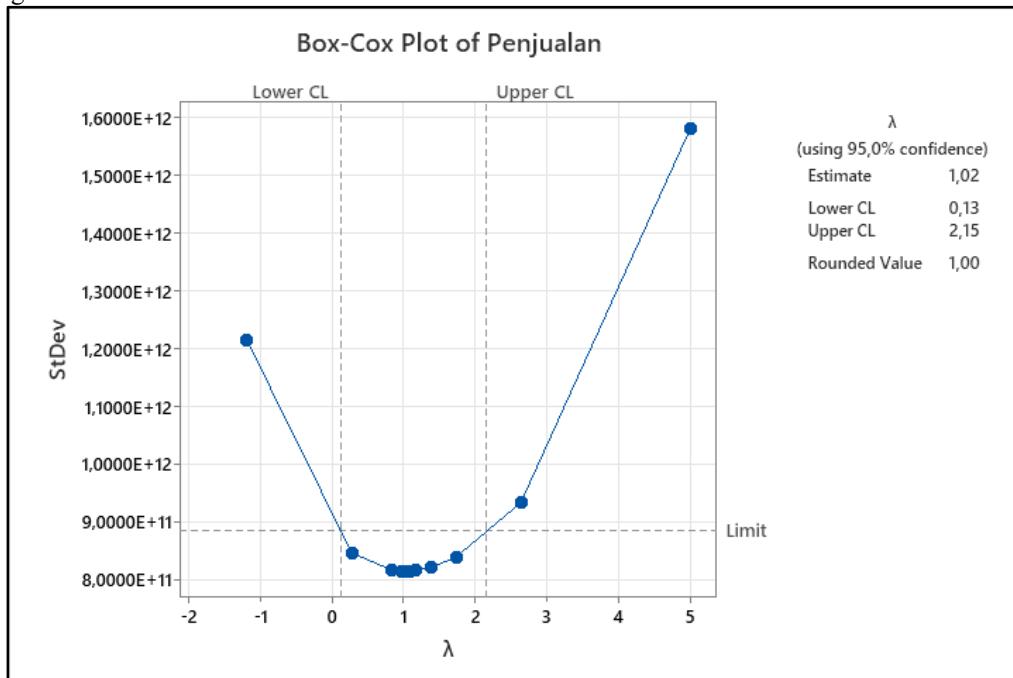
Gambar 2. Plot Data

Grafik model data penjualan agregat. Grafik ini mengalami kenaikan dan penurunan pada waktu tertentu. Kenaikan tertinggi tercatat pada bulan Juli 2023, sedangkan penurunan terendah tercatat pada bulan April 2024. Langkah selanjutnya adalah menentukan stabilitas dan rata-ratanya.



Gambar 3. Grafik Box-Cox data actual

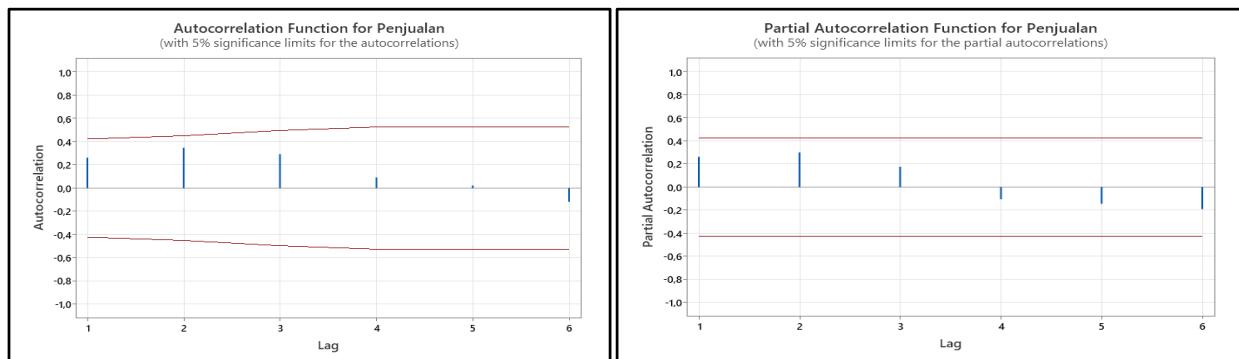
Pada gambar di atas, nilai pembulatan (*rounded value*) sebesar 2,00 menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam variansi. Oleh karena itu, dilakukan transformasi Box-Cox tahap pertama. Berikut merupakan hasil dari transformasi Box-Cox yang telah dilakukan.



Gambar 4. Hasil transformasi Box-Cox

Gambar 4 menunjukkan bahwa nilai bulat (λ) pada data penjualan beton masonry adalah sebesar 1,00 dengan selang kepercayaan 95%. Batas bawah dari interval kepercayaan (*Lower Confidence Limit/Lower CL*) adalah 0,13, sedangkan batas atasnya (*Upper Confidence Limit/Upper CL*) adalah 2,15. Karena nilai λ yang dibulatkan adalah 1,00, dan nilai ini sama dengan atau lebih besar dari 1, maka dapat diasumsikan bahwa permintaan bersifat konstan terhadap variansnya.

Langkah selanjutnya adalah melakukan analisis lebih lanjut terhadap pola data dengan membandingkan titik perubahan (*breakpoint*) dan nilai rata-rata (*mean*). Hal ini dilakukan dengan mengamati grafik Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) untuk mengidentifikasi adanya pola autokorelasi dalam data.



Gambar 5. Plot ACF dan PACF

Berdasarkan Gambar 5, data penjualan beton masonry ditransformasikan ke dalam bentuk grafik fungsi autokorelasi (*Autocorrelation Function/ACF*) dengan lag sebesar 0 dan fungsi autokorelasi parsial (*Partial Autocorrelation Function/PACF*) dengan lag sebesar 0. Suatu data dianggap memiliki keragaman terhadap rata-rata (*mean*) apabila pergeseran nilai pada grafik ACF dan PACF tidak melebihi 3. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa berdasarkan Gambar 4 dan Gambar 5, data telah menunjukkan adanya keragaman terhadap varians dan mean.

Plot ACF dan PACF digunakan untuk menentukan nilai orde dari parameter p dan q yang akan dimasukkan ke dalam model ARIMA. Berdasarkan hasil analisis grafik ACF dan PACF, diperoleh beberapa alternatif model ARIMA yaitu: ARIMA(1,0,1), ARIMA(1,1,0), dan ARIMA(1,1,1).

Langkah selanjutnya adalah memperkirakan parameter model untuk memastikan bahwa model ARIMA yang diekstraksi memenuhi kriteria kelayakan. Estimasi ini dilakukan dengan menguji signifikansi parameter.

Suatu parameter dikatakan signifikan bilamana nilai probabilitasnya (P) lebih kecil dari tingkat signifikansi (α), yaitu $P < \alpha$. Dengan tingkat kepercayaan 95%, nilai α yang digunakan adalah sebesar 0,05. Jika nilai probabilitas lebih besar dari α ($P > \alpha$), maka parameter tersebut dianggap tidak signifikan dan tidak dapat digunakan untuk proses peramalan.

Model ARIMA yang telah ditentukan selanjutnya akan dievaluasi berdasarkan hasil estimasi parameter ini.

Tabel 3. Uji Signifikansi ARIMA

Hasil Pengujian			
Model	Type	P Value	Tingkat Signifikan
1,0,1	AR 1	0,000	Signifikan
	MA 1	0,000	
1,1,0	AR 1	0,003	Signifikan
	AR 1	0,359	
1,1,1	MA 1	0,140	Tidak Signifikan
	MA 1	0,000	
0,0,1	MA 1	0,000	Signifikan
1,0,0	AR 1	0,000	signifikan

Hasil dari uji signifikan pada tabel 3 dapat diketahui bahwa model ARIMA dengan model (1,0,1) dan (1,1,0) sudah signifikan untuk melakukan peramalan. Berikutnya menentukan model yang tebaik untuk melakukan peramalan dengan asumsi model telah memenuhi syarat. Untuk menentukan model yang akan digunakan, dapat diketahui dengan menentukan MSE terkecil.

Tabel 4. Nilai Eror ARIMA

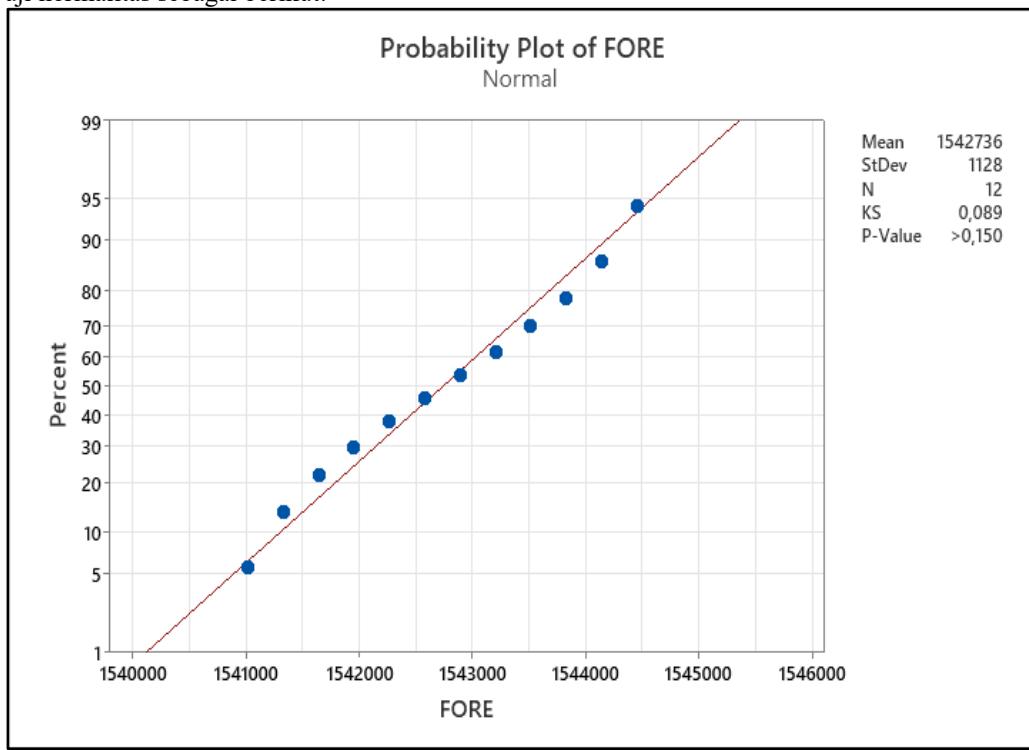
Metode	Model Signifikan	MSE
Arima	1,0,1	1,06488
Arima	1,1,0	1,10276
Arima	1,1,1	1,05955
Arima	0,0,1	9,28033
Arima	1,0,0	1,54753

Berdasarkan tabel 4 model yang mempunyai nilai MSE terkecil atau nilai *Error* terkecil adalah model (1,0,1) yang memiliki nilai *Error* sebesar 1,06488.

Tabel 5. Hasil Forecast ARIMA

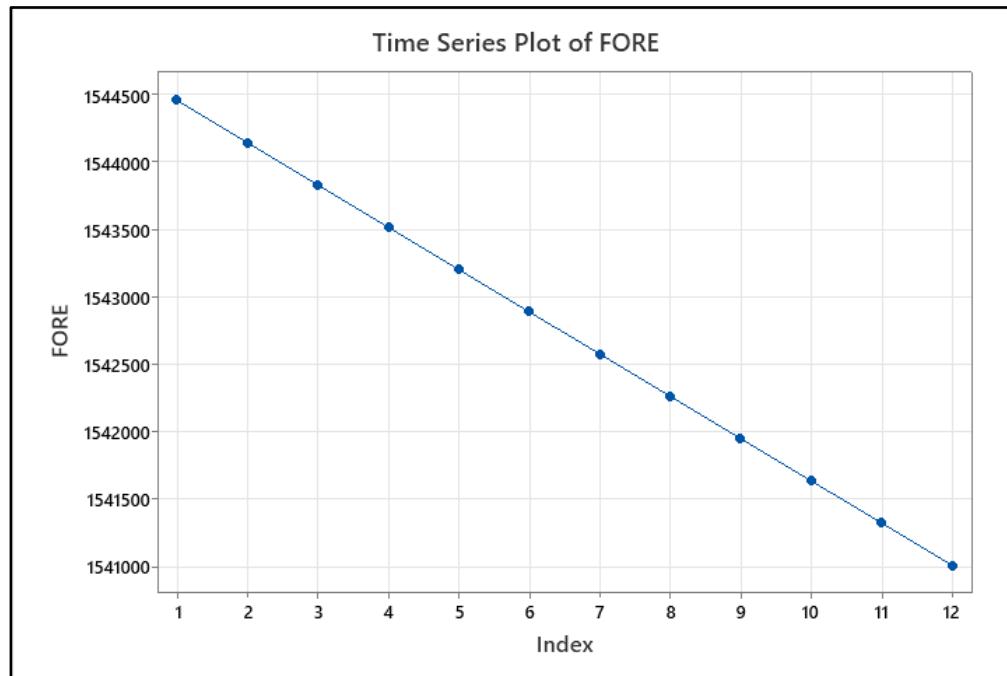
Periode	Bulan	Forecast
25	Januari 2025	1544457
26	Februari 2025	1544144
27	Maret 2025	1543831
28	April 2025	1543518
29	Mei 2025	1543205
30	Juni 2025	1542892
31	Juli 2025	1542579
32	Agustus 2025	1542266
33	September 2025	1541953
34	Oktober 2025	1541641
35	November 2025	1541328
36	Desember 2025	1541016

Selanjutnya dilakukan uji normalitas. Dari uji normalitas, residuals data dapat diterima apabila *P-value* > α atau 0,05. Hasil uji normalitas sebagai berikut:



Gambar 6. Uji Normalitas

Berdasarkan hasil uji normalitas yang telah dilakukan, diperoleh nilai *p-value* dari probabilitas residual pada model ARIMA (1,0,1) sebesar 0,150. Nilai ini lebih besar dari tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$, yang berarti bahwa residual dari hasil peramalan penjualan beton masonry dengan model ARIMA (1,0,1) terdistribusi secara normal.



Gambar 7. Plot Hasil Forecasting

Berdasarkan Gambar 7 dapat diketahui bahwa hasil peramalan menunjukkan pola penurunan dari periode pertama ke periode-periode selanjutnya. Pola ini menggambarkan tren yang terus menurun seiring dengan berjalan waktu.

VI. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dalam penelitian ini, dapat menyimpulkan bahwa metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) terbukti efektif dalam meramalkan permintaan produk beton masonry di PT. Varia Usaha Beton. Data penjualan selama dua tahun terakhir (2023–2024) dianalisis dan diuji untuk stasioneritas, yang kemudian menghasilkan beberapa model kandidat ARIMA yaitu (1,0,1), (1,1,0), dan (1,1,1). Setelah dilakukan uji signifikansi dan Evaluasi berdasarkan nilai mean square error (MSE): Model ARIMA (1,0,1) dipilih sebagai model terbaik karena menunjukkan nilai error terendah.

Hasil perkiraan menunjukkan bahwa permintaan beton masonry cenderung mengalami penurunan secara bertahap selama tahun 2025. Uji normalitas pada model juga menunjukkan bahwa residual dari model terdistribusi secara normal, sehingga model layak digunakan untuk peramalan. Dengan demikian, model ARIMA (1,0,1) dapat digunakan sebagai acuan dalam merencanakan kebutuhan produksi dan pengendalian persediaan secara lebih akurat dan efisien di masa mendatang.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Universitas Muhammadiyah Sidoarjo dan perusahaan atas izin, waktu, serta wawasan berharga yang mendukung kelancaran penelitian ini. Dukungan semua pihak sangat membantu dalam pengumpulan data dan analisis. Semoga hasilnya bermanfaat bagi pengembangan proyek di masa depan.

REFERENSI

- [1] S. R. C. Putri dan L. Junaedi, “Penerapan Metode Peramalan Autoregressive Integrated Moving Average Pada Sistem Informasi Pengendalian Persedian Bahan Baku,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Bisnis (JIKB)*, vol. 13, no. 1, pp. 164-173, 2022.
- [2] H. A. Kurlillah, A. T. Anggita dan N. A. D. Prahesti, “Peramalan Permintaan Produk Beras Pandan Wangi Asli dengan Menerapkan Metode Autoregressive Integrated Moving Average(ARIMA) dan SeasonalARIMA (SARIMA) pada Perusahaan Agriculture Business,” *Jurnal Penelitian Rumpun Ilmu Teknik*, vol. 3, no. 4, pp. 105-111, 2024.

- [3] c. Jesselyn, "Implementasi Metode Peramalan (Forecasting) Pada Penjualan Kuas di PT ABC," *Jurnal Teknik Mesin, Industri, Elektro Dan Informatika (JTMEI)*, vol. 3, no. 1, pp. 101-109, 2024.
- [4] S. P. Fauzani dan D. Rahmi, "Penerapan Metode ARIMA Dalam Peramalan Harga Produksi Karet di Provinsi Riau," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, vol. 2, no. 4, pp. 269-277, 2023.
- [5] Mildawati, Mukhsar, M. K. Djafar, W. Somayasa dan Alfian, "PERAMALAN JUMLAH PENJUALAN ROTI DENGAN MENGGUNAKAN PENDEKATAN ARIMA DAN APLIKASINYA (STUDI KASUS PABRIK ROTI SARI RAMA)," *Jurnal Jurusan Matematika FMIPA*, vol. 3, no. 2, pp. 359-364, 2023.
- [6] S. R. Arifai dan L. Junaedi, "Prediksi Permintaan Barang Berdasarkan Penjualan Menggunakan Metode Arima Box-Jenkins (Studi Kasus : Pt. Beststamp Indonesia)," *Jurnal E-Bis(Ekonomi-Bisnis)*, vol. 4, no. 2, pp. 138-146, 2020.
- [7] S. dan S. Wibowo, "Penerapan Metode ARIMA dan SARIMA Pada Peralaman Penjualan Telur Ayam Pada PT Agromix Lestari Group," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan*, vol. 2, no. 1, pp. 33-40, 2023.
- [8] R. Yuliyanti dan E. Arliani, "Peramalan jumlah penduduk menggunakan model arima," *Jurnal Kajian dan Terapan Matematika*, vol. 8, no. 2, pp. 114-128, 2022.
- [9] S. M. Saragih dan P. Sembiring, "ANALISIS PERBANDINGAN METODE ARIMA DAN DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING DARI BROWN PADA PERAMALAN INFLASI DI INDONESIA," *JOURNAL OF FUNDAMENTAL MATHEMATICS AND APPLICATIONS (JFMA)*, vol. 5, no. 2, pp. 176-191, 2022.
- [10] A. F. Rozy, Solimun dan N. W. S. Wardhani, "PENINGKATANAKURASI METODEWEIGHTED FUZZYTIME SERIESFORECASTING MENGGUNAKAN ALGORITMA EVOLUSI DIFFERENSIALDAN FUZZYC-MEANS," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 10, no. 5, pp. 1047-1054, 2023.
- [11] S. A. Sinaga, "Implementasi Metode Arima (Autoregressive Moving Average)," *Journal Global Tecnology Computer*, vol. 2, no. 3, pp. 102-109, 2023.
- [12] A. S. Panjaitan, M. R. Maretha, H. dan B. Mardhotillah, "Optimalisasi Penerapan Metode ARIMA dalam Mengestimasi Harga Emas di Negara Indonesia," *Jurnal Ekonomi dan Statistik Indonesia*, vol. 3, no. 2, pp. 136-146, 2023.
- [13] K. R. A. Muslihin dan B. N. Ruchjana, "Model Autoregressive Moving Average (ARMA) untuk Peramalan Tingkat Inflasi di Indonesia," *Journal of Mathematics and Its Applications*, vol. 20, no. 2, pp. 209-218, 2023.
- [14] N. Azahra, S. C. Alifia, N. P. Andyka, S. Wijayanto dan M. Y. Fathoni, "Peramalan Jumlah Produksi Tebu Menggunakan Metode Time Series Model Moving Averages," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 4, pp. 840-845, 2022.
- [15] M. Huda, R. N. N. Azizah dan A. N. Setyana, "IMPLEMENTASI METODE ARMA DALAM PERAMALAN INFLASI PROVINSI BANTEN PERIODE TAHUN 2018 SAMPAI TAHUN 2023," *Jurnal Ilmiah Statistika dan Ekonometrika*, vol. 3, no. 2, pp. 210-221, 2023.
- [16] S. Nurman, M. Nusrang dan S. , "Analysis of Rice Production Forecast in Maros District Using the Box-Jenkins Method with the ARIMA Model," *ARRUS Journal of Mathematics and Applied Science*, vol. 2, no. 1, pp. 36-48, 2022.
- [17] R. V. Suryani, T. Rismawan dan R. Ikhwan, "PENERAPAN METODE ARIMA UNTUK MEMPREDIKSI PEMAKAIAN BANDWIDTH DI UNIVERSITAS TANJUNGPURA," *Jurnal Komputer dan Aplikasi*, vol. 10, no. 1, pp. 421-432, 2022.
- [18] A. Wibisono, Y. W. Nugraha, A. Mulyati dan F. Tatariyanto, "ANALISIS PERAMALAN PENJUALAN PLATE RAMPKVYDENGAN METODE TIME SERIESMENGGUNAKAN APLIKASI MINITAB 19," *Jurnal PERKUSI*, vol. 2, no. 4, pp. 581-585, 2022.

Conflict of Interest Statement:

The author declares that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.