



Similarity Report

Metadata

Name of the organization

Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Title

skripsi Naufalut plagiasi 1

Author(s) Coordinator

pperpustakaan umsidapet

Organizational unit

Perpustakaan

Record of similarities

SCs indicate the percentage of the number of words found in other texts compared to the total number of words in the analysed document. Please note that high coefficient values do not automatically mean plagiarism. The report must be analyzed by an authorized person.



25
The phrase length for the SC 2

3096
Length in words

22924
Length in characters

Alerts

In this section, you can find information regarding text modifications that may aim at temper with the analysis results. Invisible to the person evaluating the content of the document on a printout or in a file, they influence the phrases compared during text analysis (by causing intended misspellings) to conceal borrowings as well as to falsify values in the Similarity Report. It should be assessed whether the modifications are intentional or not.

Characters from another alphabet		19
Spreads		0
Micro spaces		0
Hidden characters		0
Paraphrases (SmartMarks)		59

Active lists of similarities

This list of sources below contains sources from various databases. The color of the text indicates in which source it was found. These sources and Similarity Coefficient values do not reflect direct plagiarism. It is necessary to open each source, analyze the content and correctness of the source crediting.

The 10 longest fragments

Color of the text

NO	TITLE OR SOURCE URL (DATABASE)	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
1	https://core.ac.uk/download/pdf/564137142.pdf	81 2.62 %
2	https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/download/4383/31331/35322	48 1.55 %
3	https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/download/4383/31331/35322	39 1.26 %
4	https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/download/4383/31331/35322	34 1.10 %
5	https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/download/4383/31331/35322	27 0.87 %

6	https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/download/4383/31331/35322	24 0.78 %
7	https://core.ac.uk/download/pdf/564137142.pdf	19 0.61 %
8	https://core.ac.uk/download/pdf/564137142.pdf	19 0.61 %
9	https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/download/4383/31331/35322	17 0.55 %
10	https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/download/4383/31331/35322	16 0.52 %

from RefBooks database (1.32 %) 

NO	TITLE	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
Source: Paperity		
1	Forecasting Stock Price PT. Telkom Using Hybrid Time Series Regression Linear– Autoregressive Integrated Moving Average Model Sri Wahyuningsih, Hayati Memi Nor,Kartika Ramadani;	13 (2) 0.42 %
2	Pemodelan Fungsi Transfer Multivariat untuk Meramalkan Produksi Padi di Sumatera Barat Achmad Anneke Iswani,Kuntum Khairunnisa;	12 (1) 0.39 %
3	Kewenangan DPRD Dan Kepala Daerah Dalam Menetapkan Peraturan Daerah Rosianti Elshi Elvira, Rana Mohamad, Hafizd Jefik Zulfikar, Sugianto Sugianto;	11 (1) 0.36 %
4	Penerapan Vector Autoregressive Integrated (VARI) Pada Data Jumlah Peserta KB Aktif P R Sihombing, I F Yulianti, A N Istina;	5 (1) 0.16 %

from the home database (0.00 %) 

NO	TITLE	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
----	-------	---------------------------------------

from the Database Exchange Program (0.00 %) 

NO	TITLE	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
----	-------	---------------------------------------

from the Internet (16.51 %) 

NO	SOURCE URL	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
1	https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/download/4383/31331/35322	305 (17) 9.85 %
2	https://core.ac.uk/download/pdf/564137142.pdf	136 (5) 4.39 %
3	https://iptek.its.ac.id/index.php/inferensi/article/download/14347/7412	25 (2) 0.81 %
4	https://informasigaji.id/gaji-pt-varia-usaha-beton/	14 (2) 0.45 %
5	https://adoc.pub/bab-ii-landasan-teori-nonstasioneritas-autocorrelation-funct.html	11 (1) 0.36 %
6	https://conferences.uin-malang.ac.id/index.php/SIMANIS/article/download/33/8/	8 (1) 0.26 %
7	https://ejournal.poltekharber.ac.id/index.php/informatika/article/download/8584/3418	7 (1) 0.23 %
8	http://repository.unimus.ac.id/4337/5/BAB%20II.pdf	5 (1) 0.16 %

List of accepted fragments (no accepted fragments)

NO	CONTENTS	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
----	----------	---------------------------------------

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 is a company specializing in the production of concrete for large-scale construction projects across Indonesia. With 34 plants in various regions, the company faces demand fluctuations that affect stock availability. In 2024, there was a significant fluctuation in the demand for concrete products, highlighting the need for more accurate sales forecasting. By using the ARIMA method to forecast concrete product demand, the company can leverage historical data to generate accurate predictions, which are useful for planning and controlling raw material inventory. This approach aims to improve efficiency and responsiveness in meeting market demand.

Keywords - Forecasting; ARIMA, Production Planning, Demand Prediction

Abstrak. PT. Varia Usaha Beton, adalah perusahaan yang mengkhususkan diri dalam produksi beton untuk proyek konstruksi besar di seluruh Indonesia. Dengan 34 plant di berbagai wilayah, perusahaan ini menghadapi fluktuasi permintaan yang mempengaruhi ketersediaan stok. Pada tahun 2024, terjadi fluktasi permintaan produk beton yang signifikan, sehingga diperlukan peramalan penjualan yang lebih akurat. Menggunakan metode ARIMA untuk meramalkan permintaan produk beton memanfaatkan data historis untuk menghasilkan peramalan yang akurat, yang berguna untuk perencanaan dan pengendalian persediaan bahan baku.

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 flutuasi 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.

P a g e | 3

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:

4 | P a g e

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. 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 ($x_t - x_{t-1}$) dan periksa ulang stasioneritas setelah differencing.

7. 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.

8. Estimasi Parameter:

Mengestimasi parameter model ARIMA berdasarkan hasil identifikasi sebelumnya.

9. Model Terbaik:

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

10. Forecasting:

Menggunakan model ARIMA terbaik untuk membuat prediksi atau peramalan.

11. 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 ρ (AR(ρ)) atau

ARIMA(ρ , 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

$Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$ = 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 :

$$Z_t = \mu + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \epsilon_{t-q} \quad [12]$$

Dengan

Z_t = besar pengamatan pada periode t

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ = koefisien orde q

$\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_{t-q}$ = 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].

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

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

Page | 5

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 :

$$\phi(B)(1 - B)^d Z_t = \theta(q)(B) \epsilon_t \quad [12]$$

Dengan :

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p \quad \theta(q)(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q$$

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ = koefisien orde p

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ = koefisien orde q

p = orde autoregressive (AR)

d = orde pembedaan (differencing)

q = orde moving average (MA)

Autocorrelation Function (ACF)

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].

$\phi_k =$

$\sum_{t=1}^k$

N- $\sum_{t=1}^k (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})$

N. ($X_t - \bar{X}$)

2 [17]

Keterangan: \bar{X}_t = Koefisiensi autokorelasi X_t = Data time series pada periode t X_{t+k} = nilai pada periode t pada periode $t+k$
 \bar{X}_{t+k} = 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].

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

Keterangan:

ρ_k = Koefisien ACF

j = 1, 2, ..., k

ρ_{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).

6 | Page

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.

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.

Page | 7

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.

8 | P a g e

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 2. Uji Signifikansi arima

Hasil Pengujian

Model Type P Value Tingkat Signifikansi

1,0,1
AR 1 0,000
Signifikan
MA 1 0,000
1,1,0 AR 1 0,000 Signifikan
1,1,1
AR 1 0,359
Tidak Signifikan
MA 1 0,140

Hasil dari uji signifikan pada tabel 2 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 3. 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

Berdasarkan tabel 3 model yang mempunyai nilai MSE terkecil atau nilai Error terkecil adalah model (1,0,1) yang memiliki nilai Error sebesar 1,06488.

Tabel 4. Hasil Forecast ARIMA

P a g e | 9

Selanjutnya dilakukan uji normalitas. Dari uji normalitas, residuals data dapat diterima apabila $P\text{-value} > \alpha$ 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 berjalannya 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,

10 | P a g e

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 Sidoarjodan 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.