

ANALISIS METODE PERAMALAN PASOKAN BAHAN BAKU PRODUK PT AUX DENGAN MEMBANDINGKAN DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING (DES), REGRESI TIME SERIES, AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)

Fahriza Novianti¹, Noviati M. Sunariadi², Elok I. Zulfa³, Dhandy A. Ferryan⁴, Hani Khaulasari⁵

¹UIN Sunan Ampel Surabaya, fahriza19.fn@gmail.com

²UIN Sunan Ampel Surabaya, noviati.ms28@gmail.com

³UIN Sunan Ampel Surabaya, elok1508@gmail.com

⁴UIN Sunan Ampel Surabaya, dhandyahmad8@gmail.com

⁵UIN Sunan Ampel Surabaya, hani.khaulasari@uinsby.ac.id

Abstrak : Peramalan pasokan bahan baku perlu dilakukan untuk mengantisipasi kekurangan atau kelebihan bahan dalam melakukan produksi yang dapat menyebabkan perusahaan mengalami kerugian. Tujuan penelian ini untuk menentukan metode paling akurat dalam melakukan peramalan pada pasokan bahan baku dengan membandingkan tiga metode yaitu *double exponential smoothing*, regresi time series dan ARIMA. Hasil peramalan yang paling baik ialah dengan menggunakan metode regresi linier. Metode ini digunakan dalam mengidentifikasi hubungan antar satu variabel respons dan satu variabel prediktor. Persamaan regresi yang terbentuk adalah $y = 631.4 + 37.17x$ dengan MAPE yang didapatkan yaitu sebesar 12.4% yang menunjukkan bahwa model yang didapatkan baik dalam melakukan peramalan. Hasil prediksi menunjukkan trend naik dalam melakukan prediksi pasokan bahan baku.

Keywords: ARIMA, Bahan Baku, Double Exponential Smoothing, MAPE, Prediksi, Regresi Time Series

Abstract: Forecasting raw material inventory needs to be done to anticipate shortages or excess materials in production that can cause the company to suffer losses. This study aims to determine the most accurate method for forecasting raw material inventory by comparing three methods, namely double exponential smoothing, linear regression and ARIMA. The best forecasting result is to use the linear regression method. This method is a method that identifies the relationship between one response variable and one predictor variable. The regression equation formed is $y = 631.4 + 37.17x$ with MAPE obtained that is equal to 12.4% which indicates that the model obtained is good in forecasting. Prediction results show an upward trend in predicting raw material inventories.

Keywords: ARIMA, Bahan Baku, Double Exponential Smoothing, MAPE, Forecasting, Regresi Time Series

1. Pendahuluan

Bagi sebuah perusahaan yang menghasilkan suatu produk, masalah mengenai bahan baku sangat memengaruhi operasional perusahaan. Pada operasional perusahaan, hal yang paling utama ialah bahan baku. Hal itu dikarenakan bahan baku adalah komponen utama dalam melaksanakan produksi. Oleh karena itu, diperlukan perhatian khusus mengenai pengendalian bahan baku dalam suatu perusahaan.

Pengendalian mengenai pasokan bahan baku perlu dilakukan untuk meminimalisir kerugaian perusahaan. Pemborosan biaya dapat terjadi jika persediaan pada bahan baku sangat melimpah, akan tetapi jika bahan baku terlalu sedikit juga akan mengakibatkan kerugian dikarenakan hilangnya kesempatan dalam mendapatkan laba yang besar pada

suatu permintaan[1]. Melakukan peramalan dapat membantu perusahaan dalam mengantisipasi ketersediaan bahan baku dalam waktu mendatang.

Penentuan metode peramalan yang tepat akan menghasilkan keakurasian yang baik dan akan memengaruhi prospek keberhasilan perusahaan. Penelitian ini menggunakan analisis *time series* yang merupakan analisis secara beruntun (sequentially) atau berurut sepanjang waktu [2]. Dipilihnya analisis *time series* dalam melakukan peramalan ini dikarenakan data yang digunakan adalah data bahan baku yang berurutan tiap harinya mulai dari 1 Februari 2022 hingga 31 Maret 2022. Terdapat beberapa metode peramalan yang dapat digunakan dalam analisis *time series* seperti *double exponential smoothing*, regresi linier, dan ARIMA. Metode–metode tersebut akan menghasilkan nilai peramalan dan keakuratan yang berbeda.

Metode DES ialah metode yang sering dipergunakan untuk pola data trend dengan menggunakan dua konstanta pemulusan yaitu *alpha* (α) dan *beta* (β) [3]. Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Humairo' dkk. mengenai penggunaan metode *double exponential smoothing* dalam melakukan peramalan pada indeks harga konsumen di Kalimantan Timur dengan menggunakan parameter $\alpha = 0.9; \beta = 0.1$ diperoleh nilai keakurasian yang sangat baik yaitu MAPE sebesar 0.361% [4]. Metode regresi time series sederhana ialah metode untuk melakukan identifikasi keterkaitan satu variabel respon dengan satu variabel prediktor [5]. Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Amiruddin dan Ishak mengenai penggunaan regresi time series sederhana dalam memprediksi jumlah mahasiswa diperoleh nilai MAPE kurang dari 10% yang menunjukkan keakurasian sangat baik. Sedangkan metode ARIMA adalah metode peramalan yang saat ini sangat populer digunakan untuk meramalkan suatu data deret waktu jangka pendek [6]. Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Devita dan Iffatul mengenai penggunaan ARIMA dalam memprediksi harga saham diperoleh nilai keakurasian yang baik yaitu nilai MAPE sebesar 18.41% [7].

Berdasarkan penelitian sebelumnya, ketiga metode tersebut memiliki nilai keakurasian yang beragam dan menunjukkan keakurasian yang baik dalam melakukan peramalan. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan metode yang lebih baik antara *double exponential smoothing*, regresi linier, dan ARIMA dalam meramalkan pasokan bahan baku produk PT AUX. Penulis mengharapkan agar penelitian ini dapat diterapkan dalam mengelola suatu usaha agar optimal dalam pengendalian bahan baku perusahaan.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Time Series

Runtun waktu atau *Time series* adalah teknik peramalan yang bersifat dependen atau berkorelasi, sehingga runtutan pengamatan sangatlah penting [8]. *Time series* terdiri dari kumpulan data yang urut dalam satuan waktu baik mulai dari detik sampai dengan tahun [9]. Dalam menggunakan *time series*, penentuan pola data merupakan suatu hal yang harus diperhatikan. Pola data terbagi menjadi 4 macam yaitu 1) pola stasioner yaitu pola naik turunnya data pada daerah nilai rata-rata yang tetap, 2) pola musiman yaitu pola data yang terjadi berulang-ulang secara periodik dan dipengaruhi oleh faktor musim seperti hari, bulan maupun tahun, 3) pola siklus yaitu pola yang terjadi saat data mengalami kenaikan ataupun penurunan pada dalam waktu yang sangat Panjang, hal ini biasa terjadi dalam dunia bisnis, dan 4) pola *trend* yaitu pola yang menunjukkan peningkatan atau penyusutan dalam jangka waktu yang panjang dalam data yang dikumpulkan [3].

2.2 Double exponential smoothing (DES)

Parameter dalam melakukan analisis pada DES adalah parameter pada deret asli untuk menentukan nilai pemulusan dalam pola data trend yang ada. Parameter α dan

β pada metode ini adalah kunci untuk penentuan model terbaik. Rumus metode DES yaitu :

$$S_i = (\alpha * X_i) + (1 - \alpha) * (S_{i-1} + b_{i-1}) \quad (1)$$

$$b_i = \beta * (S_i - S_{i-1}) + (1 - \beta) * b_{i-1} \quad (2)$$

Dimana :

S_i = Nilai pemulusan periode ke-i

S_{i-1} = Nilai pemulusan periode ke-i-1

β = Konstanta pembobot pemulusan ($0 < \beta < 1$)

b_i = Nilai smoothing unsur yang sama pada tahun ke-i

b_{i-1} = Nilai smoothing unsur yang sama pada tahun ke-i-1

2.3 Regresi Linier

Regresi linear sederhana merupakan metode kuadrat terkecil yang sering dipergunakan untuk memprediksi suatu variabel dalam waktu tertentu dengan memerhatikan data di masa lampau untuk melakukan prediksi di masa mendatang [10]. Pada regresi linear yang dipergunakan untuk memprediksi adalah keerkaitan antar variabel variabel respon(y) dan variabel prediktor(x)[11]. Rumus metode regresi time seriessederhana yaitu :

$$a = \frac{(\sum y)(\sum x^2) - (\sum x)(\sum xy)}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \quad (3)$$

$$b = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \quad (4)$$

$$y = a + bx \quad (5)$$

Dimana y menunjukkan hasil peramalan, x menunjukkan periode, a menunjukkan konstanta besarnya nilai y saat $x = 0$, dan b menunjukkan besar perubahan nilai y .

2.4 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA termasuk ke dalam teknik pemodelan.linear serta berasal dari AR(Autoregressive) differencing dan MA (Moving Average) serta ARMA (Autoregressive Moving Average). Berdasarkan jenis datanya ARIMA dibedakan menjadi dua anantara lain ARIMA musiman dan ARIMA non musiman [12]. ARIMA non musiman atau dikenal dengan metode runtun waktu Box-Jenkins yaitu analisis dalam pemodelan ARIMA non musiman hingga tahap presiksi memakai metode dari Box-Jenkins[13]. Model ARIMA sendiri terbagi menjadi 3 tahap dasar yaitu identifikasi, penaksiran serta pengujian. Berikut merupakan tahapan pada metode ARIMA :

a) AR (Autoregressive)

Model *Autoregressive* dinotasikan dengan $AR(p)$ atau $ARIMA(p, 0, 0)$. Modelnya adalah :

$$Y_t = Y_{t-1}\theta_1 + Y_{t-2}\theta_2 + \dots + Y_{t-p}\theta_p + e_t \quad (6)$$

Dimana :

Y_t : variabel yang diramalkan

Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p} : variabel bebas

$\theta_1, \dots, \theta_p$: parameter *autoregressive*
 e_t : nilai kesalahan

b) MA (*Moving Average*)

Model *moving average* dinotasikan dengan $MA(q)$ atau $ARIMA(0,0,q)$. Modelnya adalah :

$$Y_t = e_t - \phi_1 e_{t-1} - \phi_2 e_{t-2} - \dots - \phi_q e_{t-q} \quad (7)$$

Dimana :

Y_t : variabel yang diramalkan
 ϕ_1, \dots, ϕ_q : parameter *moving average*
 e_{t-1}, \dots, e_{t-q} : nilai kesalahan pada saat-t
 e_t : nilai kesalahan

c) ARMA (*Autoregressive Moving Average*)

Merupakan model gabungan dari AR dan MA. Modelnya adalah :

$$Y_t = Y_{t-1}\theta_1 + \dots + Y_{t-p}\theta_p + e_t - \phi_1 e_{t-1} - \dots - \phi_q e_{t-q} \quad (8)$$

Dimana Y_{t-1} merupakan variabel predictor.

d) ARIMA

Runtun waktu dalam proses analisis ARIMA sangat penting, karena data yang digunakan harus stasioner terhadap ragam ataupun terhadap rata-rata, jika data tidak stasioner terhadap keduanya maka harus dilakukannya *diffrencing* [14]. Karena model AR, MA dan ARMA tidak menjabarkan mengenai *defferencing*, maka digunakanlah modekombinasi yang disebut *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan dinotasikan $ARIMA(p,d,q)$ dengan d yang menunjukkan *diffrencing*. Modelnya adalah :

$$\Phi_p(B)D^d Z_t = \mu + \theta_q(B)\alpha_t \quad (9)$$

Dimana,

Φ_p : Parameter autoregresif ke- p
 B : Operator *backshift*
 D : *Diferencing*
 p : Derajat *autogresif*
 d : Tingkat proses *diffrencing*
 q : Derajat *moving average*

2.5 Mean Absolute Precentage Error (MAPE)

Metode yang biasa digunakan dalam mengetahui besar *error* dalam suatu system adalah MAPE. Metode evaluasi ini digunakan karena variabel peramalan menentukan besarnya kesalahan peramalan dibandingkan dengan nilai asli [15]. Perhitungan MAPE dilakukan menggunakan rata-rata presentase absolute kesalahan dan biasa digunakan untuk data dengan interval kurun waktu berbeda [16]. Nilai MAPE dapat dihitung menggunakan rumus persamaan (10).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100 \quad (10)$$

Dimana :

Y_t = Data asli

\hat{Y}_t = Data hasil prediksi
 n = Banyaknya data

Tabel 1: Penjelasan Nilai MAPE

MAPE	< 10%	10% - 20%	20% - 50%	> 50%
Keakuratan	Sangat baik	Baik	Cukup	Buruk

3. Metodologi Penelitian

Jenis data yang dipergunakan pada penelitian ini adalah data kuantitatif, karena menggunakan angka sebagai bahan analisis. Data sekunder yang diperoleh dijabarkan pada subbab 3.1. Dan metode yang digunakan dijabarkan pada subbab 3.2

3.1 Data Penjualan

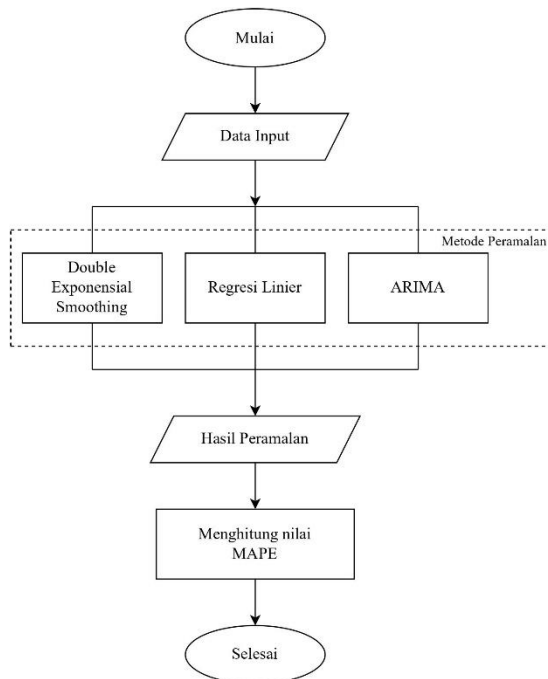
Data yang dipergunakan merupakan data pasokan bahan baku produk PT AUX pada 1 Februari 2022 hingga 31 Maret 2022. Sampel data tersebut diperlihatkan pada **Tabel 2.**

Tabel 2 : Sampel data bahan baku PT AUX

Tanggal	Jumlah Bahan Baku
1-Feb-22	495
2-Feb-22	676
⋮	⋮
28-Feb-22	2091
1-Mar-22	1650
⋮	⋮
30-Mar-22	3352
31-Mar-22	3120

3.2 Tahapan Penelitian

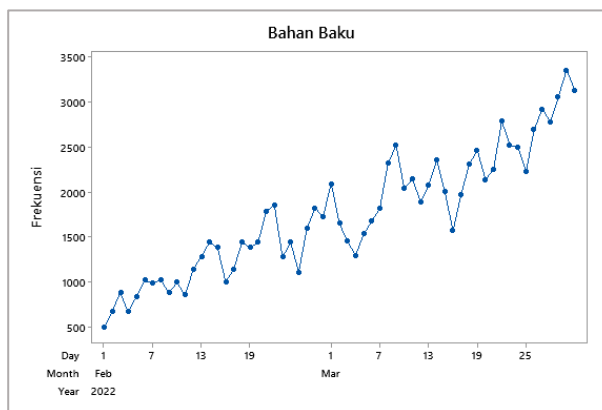
Data pada subbab 3.1 akan diolah sesuai dengan metode yang akan digunakan. Proses singkat metode tersebut dipresentasikan dalam *flowchart* pada **Gambar 1.**



Gambar 1. Flowchart Proses Peramalan Pasokan Bahan Baku PT AUX

4. Hasil dan Pembahasan

Langkah yang harus dilakukan pertama kali ialah melakukan plotting data penjualan. Dilakukannya plotting data tersebut adalah agar dapat terlihat pola data *time series* yang terbentuk. Pola suatu data berguna untuk mengidentifikasi metode yang cocok digunakan dalam melakukan peramalan. Plotting data penjualan diperlihatkan pada **Gambar 2**.



Gambar 2 : Plot Pola Data Time Series Bahan Baku

Pada **Gambar 2** terlihat bahwa pola time series menunjukkan trend naik tanpa ada pola musiman. Setelah dilakukannya analisis pola *time series*, selanjutnya adalah melakukan pembentukan model untuk menentukan metode terbaik dalam melakukan peramalan pasokan bahan baku pada PT AUX.

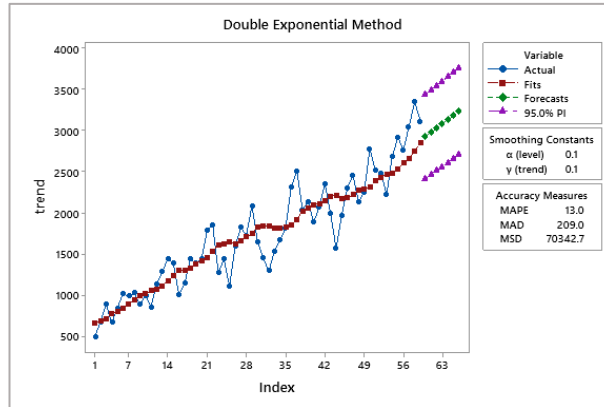
4.1 Double Exponential Smoothing (DES)

Metode DES digunakan karena terbentuknya pola tren yang ada pada data [17]. Metode ini menggunakan dua parameter pemulusan yaitu *alpha* (α) dan *beta* (β) [18]. Rentang 0.1-0.3 untuk parameter *alpha* (α) dan rentang 0,1-1 untuk parameter *beta* (β). Dilakukan *trial and error* untuk mencari nilai error terkecil. Selanjutnya, hasil MAPE pada setiap parameter yang digunakan dapat diperlihatkan pada **Tabel 3**.

Tabel 3: Parameter DES dan nilai MAPE

Ke-	Alpha	Beta	MAPE %
1	0.1	0.1	13
2	0.1	0.5	13.4
3	0.1	0.9	14.3
4	0.2	0.5	14.5
5	0.2	0.3	17
6	0.3	0.1	13.4

Berdasarkan **Tabel 3**, telah dibentuk enam model menggunakan nilai *alpha* (α) dan *beta* (β) yang berbeda. Berdasarkan model yang didapat terlihat perbedaan nilai mape yang sangat kecil antara parameter – parameter data saat dilakukan *trial and error*. Dari percobaan tersebut dapat terlihat bahwa pada parameter *alpha* 0.1 dan *beta* 0.1 menghasilkan nilai MAPE yang paling kecil, yakni 13%. Selanjutnya adalah melakukan plotting dengan menggunakan model terbaik yang telah didapatkan. Plotting hasil peramalan menggunakan DES diperlihatkan pada **Gambar 3**.



Gambar 3: Plot hasil Peramalan menggunakan DES (α 0.1 dan β 0.1)

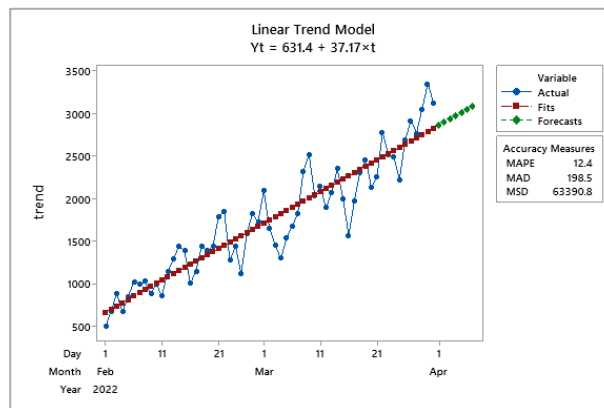
Berdasarkan **Gambar 3** dapat terlihat bahwa hasil prediksi menunjukkan pola trend naik yang hampir sesuai dengan pola data asli. Pada etode ini didapatkan nilai MAPE sebesar 13% yang didasarkan pada **Tabel 1**. nilai tersebut termasuk kategori baik dalam melakukan peramalan.

4.2 Regresi time series

Pada penelitian ini ditentukan waktu harian sebagai variabel prediktor (x) dan jumlah pasokan bahan baku sebagai variabel respon (y). Data tersebut kemudian diolah sesuai dengan persamaan (3) dan persamaan (4) sehingga didapatkan persamaan regresi pada persamaan (11).

$$y = 631.4 + 37.17x \tag{11}$$

Dari persamaan regresi yang telah didapatkan dapat dilakukan plotting untuk menunjukkan hasil peramalan yang telah terbentuk. Plotting hasil peramalan diperlihatkan pada **Gambar 4**.



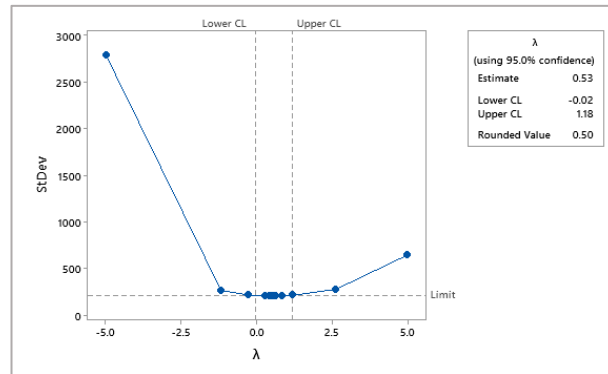
Gambar 4 : Plot Hasil Prediksi menggunakan Regresi Linier

Sama halnya dengan hasil dari metode DES, berdasarkan **Gambar 4**. dapat terlihat hasil prediksi menunjukkan pola trend naik yang hampir sesuai dengan pola data asli. Nilai MAPE yang didapatkan pada metode regresi adalah sebesar 12.4% yang tergolong dalam kategori baik dalam melakukan peramalan. Hal tersebut data dilihat pada **Tabel 1**.

4.3 ARIMA

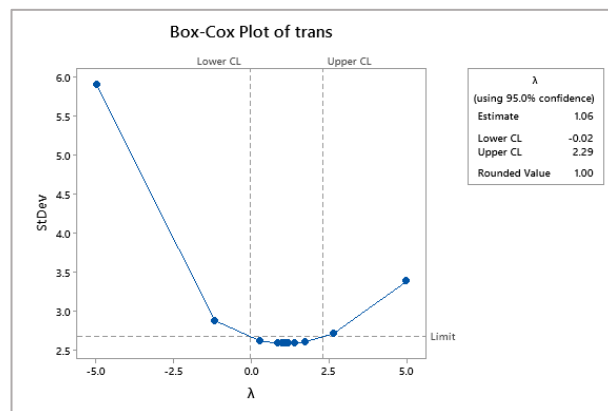
Plot data pasokan bahan baku pada **Gambar 2**. memperlihatkan bahwa data belum stasioner dalam ragam dan dalam rata-rata. Data dikatakan stasioner apabila konstan terhadap waktu dan nilai pada data hanya berada pada sekitar nilai rata-rata [19].

Data yang tidak stasioner harus distasionerkan dalam ragam dan dalam rata-rata. Stasioner dalam ragam dapat menggunakan *Bo-Cox*. Data stasioner dalam ragam saat *rounded value* bernilai 1.



Gambar 5 : *Box-Cox* data Pasokan bahan baku

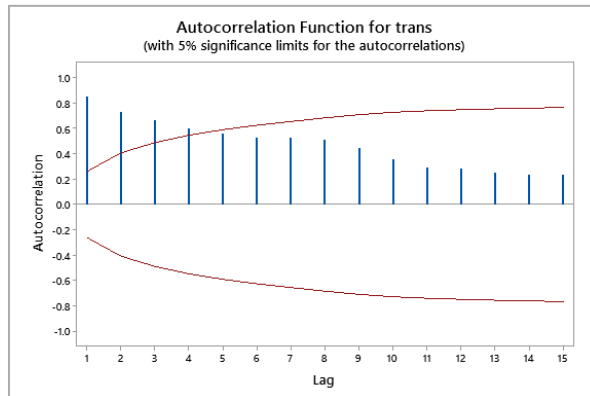
Gambar 5. memperlihatkan bahwa nilai *rounded value* belum bernilai 1. Data perlu ditransformasikan agar nilai *rounded value* = 1. *Box-Cox* hasil transformasi diperlihatkan pada **Gambar 6**.



Gambar 6 : *Box-Cox* hasil transformasi data Pasokan bahan baku

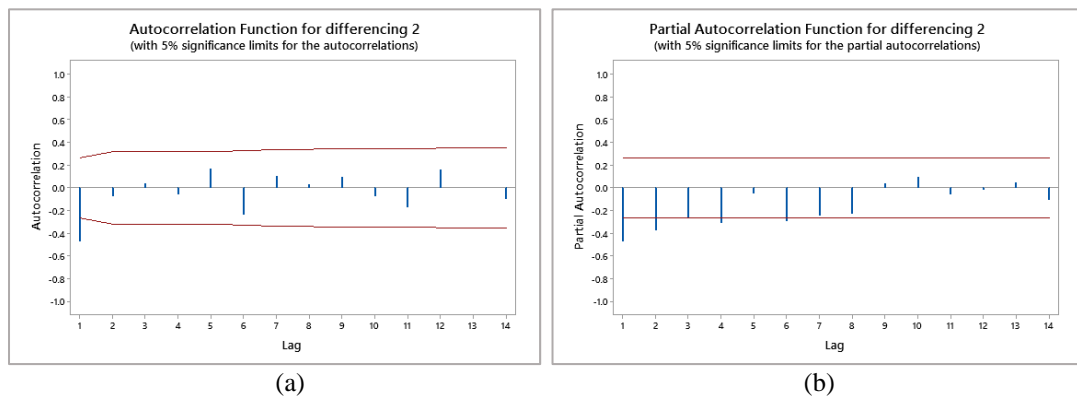
Gambar 6. memperlihatkan bahwa nilai *rounded value* = 1. Karena nilai *rounded value* telah bernilai 1 maka data bahan baku sudah stasioner dalam ragam.

Langkah selanjutnya yaitu menentukan kestasioneran dalam rata-rata. Kestasioneran dalam rata-rata dapat diperlihatkan oleh plot ACF (*Autocorrelation Function*) yang terbentuk. Nilai autokorelasi dapat ditunjukkan oleh *lag* pada plot ACF.



Gambar 7 : Plot ACF data Pasokan bahan baku transformasi

Gambar 7. menunjukkan bahwa data tersebut belum stasioner dalam rata-rata dikarenakan *lag* belum menunjukkan *cut off* sehingga perlu dilakukan *differencing*. Melalui percobaan yang telah dilakukan, data tersebut stasioner dalam rata-rata setelah dilakukan *differencing* sebanyak 2 kali. Hasil plot ACF dan PACF *differencing* ke 2 diperlihatkan pada **Gambar 8a** dan **8b**.



Gambar 8 : (a)Plot ACF setelah *differencing* ke-2; (b)Plot PACF setelah *differencing* ke-2

Dari plot ACF pada **Gambar 8(a)** telah menunjukkan stasioner dalam rata-rata karena telah *cut off* dari lag pertama. Sehingga plot pada **Gambar 8** dapat digunakan dalam menentukan model ARIMA yang sesuai dalam melakukan peramalan.

Model yang baik merupakan model yang memiliki estimasi parameter dengan *p-value* yang signifikan ($< 0,05$) dan juga memenuhi uji *white noise*, distribusi normal, dan memiliki nilai MS yang kecil. Dugaan model ARIMA yang terbentuk diperlihatkan pada **Tabel 4**.

Tabel 4: Dugaan Model ARIMA

Model	Estimasi Parameter				Penguujian		
	Parameter	Coef	SE Coef	P-Value	White noise	normality	MS
ARIMA(1,2,0)	AR(1)	-0,453	0,122	0,000	0,013	> 0,150	139842
ARIMA(2,2,0)	AR(1)	-0,646	0,126	0,000	0,196	> 0,150	117539
	AR(2)	-0,428	0,126	0,001			
ARIMA (0,2,1)	MA(1)	0,967	0,138	0,000	0,208	< 0,010	79866
ARIMA(1,2,1)	AR(1)	-0,156	0,144	0,285	0,192	> 0,150	79327
	MA(1)	0,970	0,116	0,000			
ARIMA(2,2,1)	AR(1)	-1,370	0,123	0,000	0,011	> 0,150	131390
	AR(2)	-0,506	0,120	0,000			
	MA(1)	-0,970	0,056	0,000			

Tabel 4 menunjukkan bahwa model terbaik adalah ARIMA(2,2,0). Hal tersebut dikarenakan estimasi parameternya menunjukkan *p-value* yang signifikan serta memenuhi pengujian *white noise* dengan nilai $0,196 > 0,05$ dan uji distribusi normal yang bernilai $> 0,150$ serta nilai MS yang paling kecil diantara model lain yang nilai parameter dan uji lainnya juga memenuhi.

Langkah selanjutnya ialah menghitung nilai peramalan dengan menggunakan model yang telah didapatkan yaitu ARIMA(2,2,0). Nilai peramalan dihitung menggunakan 3 aplikasi yang berbeda yaitu Minitab, Rstudio dan SAS. Hasil perhitungan peramalan diperlihatkan pada **Tabel 5**.

Tabel 5 : Hasil Peramalan Pasokan Bahan Baku

Tanggal	Pasokan Bahan Baku		
	Minitab	Rstudio	SAS
1-Apr-22	3222.15	3218.837	3149.6203
2-Apr-22	3332.11	3325.991	3097.3975
3-Apr-22	3291.52	3291.328	3219.9941
4-Apr-22	3342.31	3343.253	3105.2571
5-Apr-22	3395.89	3398.744	3195.5229
6-Apr-22	3406.02	3416.236	3102.5240
7-Apr-22	3440.47	3456.377	3204.0323
MAPE (%)	15.79	15.82	15.89

Dapat dilihat bahwa hasil peramalan menggunakan ARIMA pada **Tabel 5** dengan menggunakan tiga aplikasi diperoleh hasil MAPE yang menunjukkan bahwa model tersebut baik dalam melakukan peramalan dikarenakan nilai MAPE berada pada kisaran 10%-15%. Pada perbandingan nilai MAPE metode ARIMA(2,2,0) dengan menggunakan ketiga aplikasi tersebut diperoleh nilai MAPE terkecil yaitu dengan aplikasi Minitab dengan MAPE sebesar 15.79%.

4.4 Perbandingan Hasil

Metode terbaik merupakan metode yang memiliki nilai kesalahan peramalan minimum. Nilai kesalahan tersebut dapat dilihat dari nilai MAPE yang telah didapatkan [20]. Perbandingan nilai MAPE dari metode DES, regresi linier, dan ARIMA dapat diperlihatkan pada **Tabel 6**.

Tabel 6 : Tabel Perbandingan nilai MAPE

Model	MAPE %
Double Exponential Smoothing	13
Regresi Linier	12.4
ARIMA	15.79

Dari **Tabel 6** dapat dilihat ketiga metode mempunyai keakurasian yang baik dalam melakukan peramalan. Hal itu sesuai dengan yang ditunjukkan pada **Tabel 1** bahwa apabila nilai MAPE pada kisaran 10%-20% maka model yang dihasilkan baik.

Namun, dari ketiga metode tersebut dari nilai MAPE yang didapat metode regresi time series lebih kecil daripada metode lainnya sehingga lebih akurat dalam meramalkan pasokan bahan baku.

Selanjutnya, dari data yang didapatkan mulai dari 1 Februari 2022 hingga 31 Maret 2022 akan dilakukan peramalan dengan menggunakan model terbaik yakni regresi linier. Peramalan yang akan dilakukan adalah untuk 1 minggu ke depan. Hasil peramalan dengan menggunakan metode regresi time series diperlihatkan pada **Tabel 7**.

Tabel 7 : Hasil Peramalan Pasokan Bahan Baku PT AUX

Tanggal	Jumlah Bahan Baku
1-Apr-22	2861.49
2-Apr-22	2898.66
3-Apr-22	2935.83
4-Apr-22	2973.00
5-Apr-22	3010.17
6-Apr-22	3047.34
7-Apr-22	3084.50

Berdasarkan **Tabel 7** terlihat bahwa pasokan bahan baku mengalami kenaikan pada tiap harinya. Hasil peramalan yang didapatkan dari model terbaik memiliki pola trend yang naik sesuai dengan pola pada data asli.

5. Kesimpulan

Setelah membandingkan ketiga metode yaitu *double exponential smoothing*, regresi linier, dan ARIMA, diperoleh nilai MAPE terkecil yaitu dengan metode regresi time series dengan nilai MAPE sebesar 12.4%. Persamaan regresi time series yang terbentuk yaitu $y = 631.4 + 37.17x$. Dari persamaan tersebut dapat diketahui bahwa nilai $x = 0$ maka nilai $y = 631.4$ dan setiap satuan nilai x akan menambah nilai y sebesar 37.17. Nilai x menunjukkan periode waktu (variabel predictor) dan nilai y menunjukkan pasokan bahan baku (variabel respon).

Hasil peramalan menunjukkan bahwa penjualan pada satu minggu mendatang akan memiliki pola yang trend yang terus naik sesuai dengan pola pada periode sebelumnya yang memiliki pola trend naik.

Referensi :

- [1] M. N. Daud, "Analisis Pengendalian Pasokan Bahan Baku Produksi Roti Wilton

- Kualasimpang,” *J. Samudra Ekon. dan Bisnis*, vol. 8, no. 2, pp. 760–774, 2017, doi: 10.33059/jseb.v8i2.434.
- [2] I. W. Sumarjaya, “Modul Analisis Deret Waktu,” *Fak. Mat. Dan Ilmu Pengetah. Alam Univ. Udayana*, 2016.
- [3] R. Irwandi and R. Fadhilah, “Meramalkan Laju Inflasi Menggunakan Metode Pemulusan Eksponensial Ganda,” vol. 1, no. 1, pp. 12–20, 2018.
- [4] H. D. P. Habsari, I. Purnamasari, and D. Yuniarti, “Forecasting Uses Double Exponential Smoothing Method and Forecasting Verification Uses Tracking Signal Control Chart (Case Study: Ihk Data of East Kalimantan Province),” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 14, no. 1, pp. 013–022, 2020, doi: 10.30598/barekengvol14iss1pp013-022.
- [5] F. H. Hamdanah and D. Fitrihanah, “Analisis Performansi Algoritma Linear Regression dengan Generalized Linear Model untuk Prediksi Penjualan pada Usaha Mikra, Kecil, dan Menengah,” *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 10, no. 1, p. 23, 2021, doi: 10.23887/janapati.v10i1.31035.
- [6] A. Indrasetianingsih and I. Damayanti, “Prediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara di Indonesia dengan Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins dan Jaringan Syaraf Tiruan,” *J Stat. J. Ilm. Teor. dan Apl. Stat.*, vol. 10, no. 2, pp. 7–14, 2018, doi: 10.36456/jstat.vol10.no2.a1219.
- [7] D. Priyadi and I. Mardhiyah, “Model Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) Dalam Peramalan Nilai Harga Saham Penutup Indeks Lq45,” *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 26, no. 1, pp. 78–94, 2021, doi: 10.35760/ik.2021.v26i1.3695.
- [8] N. R. Wismarini *et al.*, “Pemodelan inflasi di kota surakarta tahun 2000 - 2019,” vol. 6, no. 1, pp. 58–62, 2020.
- [9] C. M. Gibran, S. Setiyawati, and F. Liantoni, “Prediksi Penambahan Kasus Covid-19 di Indonesia Melalui Pendekatan Time Series Menggunakan Metode Exponential Smoothing,” vol. 6, no. 1, pp. 112–117, 2021.
- [10] M. Idhom and S. M. Huda, “Sistem Informasi Peramalan Penjualan Dengan Metode Least Square Studi Kasus : CV. AGP Computer,” *SCAN-Jurnal Teknol. Inf. Dan Komun.*, vol. 8, no. 1, pp. 25–34, 2017.
- [11] G. N. Ayuni and D. Fitrihanah, “Penerapan metode Regresi Linear untuk prediksi penjualan properti pada PT XYZ,” *J. Telemat.*, vol. 14, no. 2, pp. 79–86, 2019, [Online]. Available: <https://journal.ithb.ac.id/telematika/article/view/321>.
- [12] D. Rakhmawati, E. Tripustikasari, and E. Model, “Estimasi Model Arima Non Musiman Untuk Memprediksi Data Minyak Dunia,” *Konf. Nas. Sist. Inf.*, pp. 8–9, 2018.
- [13] N. Salwa, N. Tatsara, R. Amalia, and A. F. Zohra, “Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average),” *J. Data Anal.*, vol. 1, no. 1, pp. 21–31, 2018, doi: 10.24815/jda.v1i1.11874.
- [14] T. Yunita, “Peramalan Jumlah Penggunaan Kuota Internet Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA),” *J. Math. Theory Appl.*, vol. 1, no. 2, pp. 16–22, 2019.
- [15] Elen Riswana Safila Putri, Fahriza Novianti, Yasirah Rezqita Aisyah Yasmin, and Dian Candra Rini Novitasari, “Prediksi Kasus Aktif Kumulatif Covid-19 Di Indonesia Menggunakan Model Regresi time series Berganda,” *Transform. J. Pendidik. Mat. dan Mat.*, vol. 5, no. 2, pp. 567–577, 2021, doi: 10.36526/tr.v5i2.1231.
- [16] A. Krisma, M. Azhari, and P. P. Widagdo, “Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Dan Triple Exponential Smoothing Dalam Parameter Tingkat Error Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Means Absolute Deviation (MAD),” *Pros. Semin. Nas. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 81–87, 2019.

- [17] A. Raharja, W. Angraeni, and R. A. Vinarti, "Penerapan Metode Exponential Smoothing untuk Peramalan Penggunaan Waktu Telepon di PT Telkomsel DIVRE3 Surabaya," *J. Sist. Inf.*, pp. 1–9, 2013.
- [18] D. S. Fahik and M. T. Jatipaningrum, "Peramala Jumlah Penumpang Penerbangan Internasional di Bandar Udara Internasional Soekarno Hatta dengan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing dan Seasonal ARIMA," vol. 6, no. 1, pp. 77–87, 2021.
- [19] M. B. Pamungkas, "Aplikasi Metode Arima Box-Jenkins Untuk Meramalkan Kasus Dbd Di Provinsi Jawa Timur," *Indones. J. Public Heal.*, vol. 13, no. 2, p. 183, 2019, doi: 10.20473/ijph.v13i2.2018.183-196.
- [20] A. B. Santoso, M. S. Rumetna, and K. Isnaningtyas, "Penerapan Metode Single Exponential Smoothing Untuk Analisa Peramalan Penjualan," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, p. 756, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2951.