

Forecasting Thinner Number 7 Sales Using ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Method

Peramalan Penjualan Thinner Nomor 7 Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Luhur Arif Santoso, Boy Isma Putra, Ribangun Bamban Jakaria, Indah Apriliana Sari W
{Luhurarifs@gmail.com, boy@umsida.ac.id, ribangunbz@umsida.ac.id, indahapriliana@umsida.ac.id}

Program Studi Teknik Industri, Fakultas Sains dan teknologi, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Abstract. PT. DCN Indonesia is a paint distributor company. In the provision of paint and all devices including thinner often require a keepatan in its provider. This research is done to obtain thinner demand forecasting and determine the amount of stock that must be available in storage in order to at any time meet the impromptu demand that is one of the problems. ARIMA is a forecasting method that is suitable for such cases because it has advantages in the use of data with fluctuating patterns. The results achieved in this study got the ARIMA model (1, 0, 4) which means that the forecasting results are influenced by the results of observations one month ago san error four months ago. obtained the results of the sale of thinner of 8 liters and after going through the calculation of safety stock resulted in inventory planning calculations of 120 liters.

Keywords - ARIMA Box-Jenkins's Model; Forecasting; Stock; Stock on Hand

Abstrak. PT. DCN Indonesia adalah perusahaan distributor cat. Dalam penyediaan cat dan semua peralatnya termasuk thinner seringkali memerlukan keepatan dalam penyediannya. Penelitian ini dilakukan untuk memperoleh peramalan permintaan thinner dan menentukan jumlah stok yang harus tersedia di penyimpanan agar sewaktu-waktu dapat memenuhi permintaan dadakan yang menjadi salah satu masalah. ARIMA merupakan metode peramalan yang cocok untuk kasus tersebut k karena memiliki kelebihan dalam penggunaan data dengan pola yang fluktuatif. Hasil yang dicapai pada penelitian ini mendapat model ARIMA (1, 0, 4) yang mengartikan bahwa hasil peramalan dipengaruhi oleh hasil pengamatan satu bulan lalu san kesalahan empat bulan lalu. didapatkan hasil penjualan thinner sebesar 8 liter dan setelah melalui perhitungan safety stock menghasilkan perhitungan perencanaan persediaan sebanyak 120 liter.

Kata Kunci - Model ARIMA box-jenkins; Peramalan; Persediaan; Stock on Hand

I. PENDAHULUAN

PT. DCN Indonesia merupakan perusahaan distributor resmi dari PT. JOTUN Indonesia yang salah satu produknya yaitu cat besi dan thinner, larutan yang mengandung beberapa bahan pelarut, penambah kilap dan bahan penambah volume yang juga dapat berfungsi sebagai penguap agar cat cepat kering [2] pada divisi marine. Hal yang diutamakan dalam perusahaan ini adalah pelayanan yang optimal pada setiap customer, terutama pada hal kecepatan penyediaan barang. Mengingat kebutuhan akan para customernya sering kali memerlukan proses pemenuhan yang cepat untuk menjaga kestabilan produksi. Dalam pemenuhan permintaan pelanggan dengan cepat perlu diadakannya persiapan persediaan yang tepat, sehingga tidak akan menghambat jalannya distribusi barang kepada para pelanggan. Saat ini perusahaan masih sering mengalami kekurangan stock barang, perusahaan harus mengambil kekurangan stock pada PT. Jotun Indonesia langsung atau mengambil pada distributor lain untuk memenuhi permintaan. Tentu ini akan memakan banyak waktu mengingat pada PT. Jotun Indonesia pengambilan barang masih memerlukan berbagai administrasi dan mengalami antrian yang tak jarang memakan waktu yang tidak singkat, begitu juga jika perusahaan memutuskan untuk mengambil pada distibutor lain selain memerlukan pemesanan, harga yang diperoleh juga akan meningkat jika dibandingkan dengan menggunakan stock perusahaan sendiri yang diambil langsung ke PT. Jotun Indonesia.

Dengan adanya permasalahan diatas PT. DCN Indonesia memerlukan adanya metode peramalan yang lebih matang, untuk menyiapkan persediaan yang lebih tepat sasaran untuk perusahaan guna untuk memenuhi permintaan pelanggan, menghemat biaya pengeluaran dan juga untuk memenuhi kebutuhan pelanggan akan kecepatan atas penyediaan barang. Disini peramalan akan menggunakan data dari penjualan selama tahun 2017 sampai dengan 2020 sebagai acuan untuk menentukan pesediaan pada tahun 2021.

II. METODE

A. Peramalan

Peramalan merupakan proses memperkirakan kuantitas kebutuhan yang akan datang mendatang yang didalamnya meliputi kebutuhan berupa kuantitas, kualitas, dan waktu, serta lokasi yang akan dibutuhkan dalam pemenuhan permintaan barang ataupun jasa [1]. Tujuan peramalan adalah untuk mengetahui dugaan ataupun perkiraan kebutuhan konsumen di masa periode yang akan datang, berdasarkan history permintaan yang sudah ada [6]. Peramalan permintaan adalah proyeksi permintaan untuk produk atau layanan yang diharapkan akan terealisasi untuk jangka waktu tertentu pada masa yang akan datang [3].

B. Peramalan Time Series

Data runtun waktu adalah data yang disusun berdasarkan periode waktu tertentu. Analisa data runtun waktu merupakan suatu prosedur statistik yang diterapkan dalam meramalkan struktur probalistik keadaan yang akan datang dalam upaya untuk mengambil keputusan dalam konteks peramalan [7]. Bentuk time series model secara umum adalah [9]:

$$Y_t = f(Y_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-n})$$

C. Kestasioneritas Data

Stasioneritas berarti bahwa tidak adanya fluktuasi data secara tajam. Data dikatakan stasioner apabila data yang dianalisa membentuk pola yang berada dalam kesetimbangan disekitar rata-rata yang terus berlanjut serta variansi yang berada disekitar rata-rata- itu berlanjut secara terus menerus selama periode waktu tertentu [5].

D. Metode Box-Jenkins (ARIMA)

Metode *Box-Jenki Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Metode ini dalam menyelesaikan peramalan *time series* yaitu dengan menggunakan model AR murni dengan pola (p,0,0), MA murni atau model (0,0,q), ARMA yaitu (p,0,q) ataupun ARIMA dengan model lengkap (p,d,q) melalui tahapan yaitu identifikasi, estimasi parameter, uji diagnostik dan penerapan peramalan [7].

Autoregressive (AR)

Model *Autoregressive* dengan bentuk ordo p disingkat menjadi $AR(p)$ atau $ARIMA(p,0,0)$. Model AR adalah model untuk meramalkan Y_t yang digunakan sebagai fungsi dari data masa mendatang, yakni $t-1, t-2, \dots, t-n$ [9]. Persamaan AR adalah sebagai berikut:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + e_t$$

dimana,

Y_t = Nilai AR terprediksi.

A_p = Koefisien AR.

Y_{t-1} = Nilai lag *time series*.

e_t = Error yang menjelaskan efek dari variabel yang tidak dijelaskan oleh model.

Moving Average (MA)

Model *Moving Average (MA)* pertama kali diperkenalkan oleh Slutsky pada tahun 1973, dengan orde q ditulis $Ma(q)$ atau $ARIMA(0,0,q)$ dan dikembangkan oleh Wadsworth pada tahun 1989. Model MA adalah model yang memprediksi Y_t sebagai fungsi dari kesalahan prediksi di masa lalu (*past forecast error*) dalam memprediksi Y_t . Jika e_t adalah seri dari *white noise* [9]. Sebuah model MA mempunyai persamaan:

$$Y_t = e_t - W_1 e_{t-1} - W_2 e_{t-2} - W_q e_{t-q}$$

dimana,

Y_t = Nilai MA yang diprediksi

e_t = Error yang menjelaskan efek dari variabel yang tidak dijelaskan oleh model

W_1, W_2, \dots, W_q = Koefisien atau bobot (*weight*)

$e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-q}$ = Nilai terdahulu dari *white noise*

Model Autoregressive Moving Average (ARMA)(p,q)

Model *Autoregressive Moving Average (ARMA)* adalah model gabungan dari *Autoregressive (AR)* dan *Moving Average (MA)*. Dan model ini memiliki asumsi bahwa data periode aktual dipengaruhi data periode sebelumnya dan nilai sisaan dari periode sebelumnya.

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + e_t - W_1 e_{t-1} - W_2 e_{t-2} - W_q e_{t-q}$$

Melihat model umum ARIMA adalah $ARIMA(p,d,q)$, maka p adalah order untuk bagian dari persamaan AR, sedangkan q adalah order untuk bagian persamaan MA [9].

E. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model *ARIMA* (*Autoregressive Integrated Moving Average*) digunakan didasarkan pada asumsi bahwa data deret waktu yang digunakan berupa data stasioner yang berarti rata-rata variasi dari data yang digunakan adalah konstan. Namun, ada beberapa yang terjadi ketika suatu data yang dianalisa tidak stasioner dan tidak berdistribusi normal atau jika nilai *Jaque –Bera* kurang dari X^2 tabel maka residual terstandarisasi dinyatakan berdistribusi normal [8].

Dalam mengatasi ketidakstasioneran data ini dapat dilakukan proses *differencing* agar data yang didapat menjadi data stasioner. Karena model *Autoregressive* (*AR*), *Moving Average* (*MA*), *Autoregressive Moving Average* (*ARMA*) tidak dapat menjelaskan arti dari *defferencing*, maka dapat digunakan model campuran yang disebut juga dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (*ARIMA*) dengan bentuk $ARIMA(p,d,q)$ sehingga lebih efektif untuk dapat menjelaskan proses *differencing*.

Pada model campuran ini series stasioner merupakan fungsi linier dari nilai lampau serta nilai sekarang dan kesalahan lampau.

$$\Phi_p(B) D^d Z_t = \mu + \theta_q(B) a_t$$

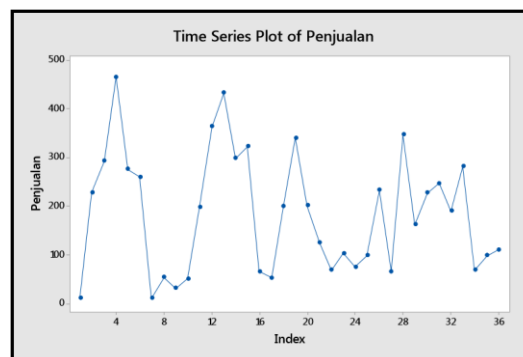
dimana,

- Φ_p = koefisien parameter *autoregressive* ke- p
- θ_q = koefisien parameter *moving average* ke- q
- B = operator *backshift*
- D = *differencing*
- μ = konstanta
- a_t = sisaan pada saat ke- t
- p = derajat *autoregressive*
- d = tingkat proses *differencing*
- q = derajat *moving average*

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

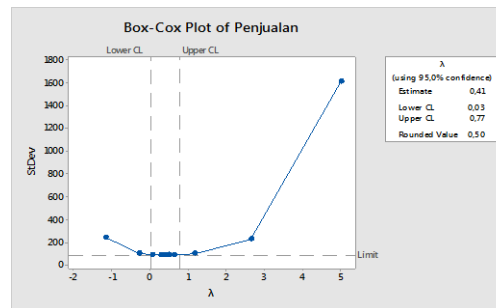
A. Identifikasi Data Deret Waktu

Dalam penelitian ini pengolahan data dilakukan dengan bantuan *software* penunjang yaitu minitab 19. Berikut ini adalah plot data *time series* pada penjualan thinner nomer 7 selama periode 2017-2019.



Gambar 1. Data In Sample penjualan

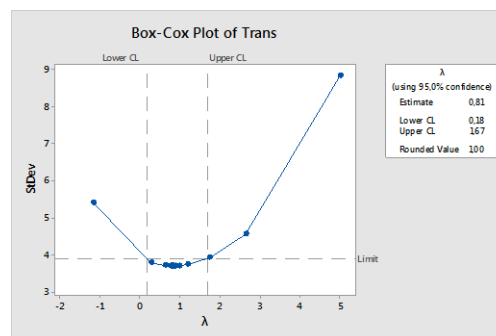
Dilihat dari plot data *time series* di atas diketahui tidak ada data yang naik dan turunnya memiliki jarak yang sama, dengan begitu dapat disimpulkan bahwa data di atas bukanlah data yang bersifat musiman. Jadi dengan tidak adanya unsur musiman pada data di atas maka disimpulkan bahwa peramalan akan menggunakan peramalan ARIMA biasa atau peramalan *nonseasonal* [8]. Syarat utama dalam melakukan pengolahan data dengan metode ARIMA yaitu data harus bersifat stasioner baik terhadap mean maupun stasioner terhadap varian. Untuk mengetahui pola stasioner atau tidak maka langkah pertama yang harus dilakukan adalah pengecekan terhadap *transformasi box-cox* atau *transformasi pangkat* pada respon [4] dengan menggunakan *software* Minitab19, yang dapat dilihat hasilnya pada gambar 3 dibawah ini.



Gambar 2. Box-Cox Plot

Berdasarkan hasil dari penggambaran plot terhadap data penjualan thinner nomer 7 yang terlihat pada gambar 1 dan 2 dapat ditarik kesimpulan bahwa data tersebut tidak stationer terhadap terhadap varian. Hal tersebut bisa dilihat dari nilai *Rounded Value* atau nilai lamda yang bernilai 0,5. Data dikatakan stationer dalam varian apabila nilai *rounded value*-nya sama dengan 1. Oleh karena itu perlu dilakukan proses transformasi terhadap data produksi sehingga dapat dihasilkan data yang stationer terhadap ragam.

Hasil dari transformasi di uji ulang hingga mendapatkan hasil stasioner berikut.



Gambar 3. Box-Cox Plot dari data transformasi

Terlihat pada gambar 3 bahwa nilai *rounded value* telah mencapai nilai 1 dan nilai *estimate* bernilai 0,81, yang berarti nilai tersebut mendekati 1, sehingga data tersebut dikatakan stasioner dalam varian. Setelah menstasionerkan data terhadap varian dengan metode *Box-Cox* dan data sudah bersifat stasioner, maka langkah selanjutnya adalah menstasionerkan data terhadap rata-rata (mean). Untuk menstasionerkan data terhadap mean akan dilakukan dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Feuller* (uji akar unit), yang akan dilakukan dengan bantuan *software Eviews 9*.

Berikut ini adalah pengujian *augmented dickey fuller (ADF)* untuk data yang sudah stasioner terhadap varian yang menggunakan data hasil transformasi terahir yang sudah stationer terhadap varian.

Tabel 1. Uji Kestasioneran Mean Menggunakan *Augmented Dickey Fuller*

Null Hypothesis: TRANSFORMASI has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=9)

	<i>t-Statistic</i>	<i>Prob.*</i>
<i>Augmented Dickey-Fuller test statistic</i>	-4.198328	0.0023
<i>Test critical values:</i>		
1% level	-3.632900	
5% level	-2.948404	
10% level	-2.612874	

**MacKinnon (1996) one- sided p-values.*

Pada pengujian ADF terhadap data transformasi menunjukkan bahwa nilai probabilitas lebih kecil dari nilai alfa 5% ($0,0023 < 0,05$) hal tersebut menunjukkan bahwa H_0 ditolak. Dengan kata lain pola data sudah stasioner dalam *mean*. Dari model data *time series* yang sudah stasioner tersebut, maka data digunakan untuk menunjukkan pendugaan

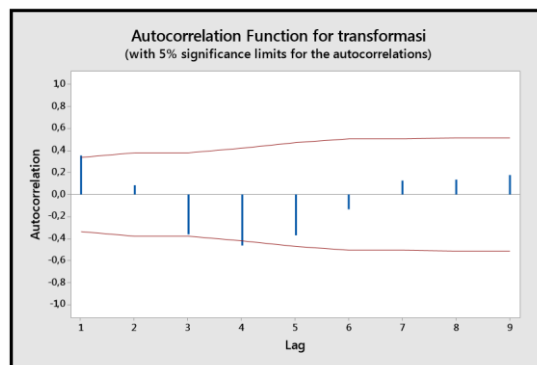
model sementara. Karena model di atas tidak dilakukan proses *differencing*, dan data stasioner pada transformasi yang pertama maka dilakukan nilai $d=0$, sehingga model sementara ARIMA yaitu $(p,0,q)$.

B. Identifikasi Model Deret Waktu

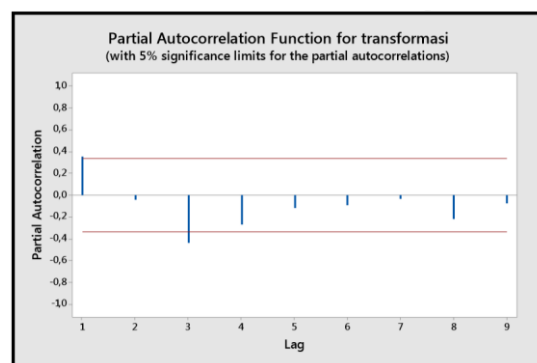
Pengidentifikasi model deret waktu ini akan menggunakan perhitungan pada plot ACF dan plot PACF dari data yang sudah stasioner menurut varian yaitu data yang sudah melalui proses transformasi ke dua dan data yang stasioner terhadap rata-rata yaitu data yang melalui uji ADF dengan nilai probabilitas kurang dari 5%. Berikut ini adalah hasil perhitungan besar autokorelasi dan autokorelasi parsial data penjualan thinner no 7 menggunakan *software Minitab 19*.

Tabel 2. Fungsi Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial

Autocorrelations dari Transformasi			Partial Autocorrelations dari Transformasi		
Lag	ACF	T	Lag	PACF	T
1	0,36	2,14	1	0,36	2,14
2	0,09	0,48	2	-0,04	-0,27
3	-0,37	-1,95	3	-0,44	-2,64
4	-0,46	-2,25	4	-0,27	-1,61
5	-0,37	-1,58	5	-0,12	-0,71
6	-0,13	-0,53	6	-0,10	-0,58
7	0,13	0,5	7	-0,04	-0,22
8	0,13	0,53	8	-0,22	-1,32
9	0,18	0,7	9	-0,07	-0,44



Gambar 4. Plot *Autocorrelation* dari Data *In Sample* Hasil Transformasi



Gambar 5. Plot *Autocorrelation Partial* dari Data *In Sample* Hasil Transformasi

Dari data deret waktu dapat diketahui bahwa jumlah lag yang tertera pada plot di atas sebanyak 9 lag. Hal tersebut dapat terjadi karena dalam *minitab* penentuan jumlah lag dapat dihitung dengan persamaan $lag = n/4$. Pada tabel 4.3 dapat diketahui untuk hasil fungsi autokorelasi yang terdapat hasil autokorelasi, dan *Ijung -box Q*. Seperti yang terlihat pada gambar 4.4 terdapat korelasi MA [1],[4]). Sedangkan nilai PACF menunjukkan adanya *autoregressive*, penjelasannya sama seperti ACF yaitu nilai PACF seperti yang terlihat pada gambar 4.5 sehingga model

AR ([1],[3]). Pendugaan model alternatif ARIMA yaitu model ARIMApo (1,0,1), ARIMA (3,0,1), ARIMA (1,0,4), ARIMA (3,0,4).

C. Estimasi Parameter Model

Setelah diketahui model tentatif, selanjutnya yaitu menentukan parameter yang akan digunakan pada beberapa model dugaan. Adapun beberapa parameter yaitu parameter koefisien *autoregresif* (Φ) dan koefisien *moving average* (Θ). Besarnya parameter dapat ditentukan dengan membandingkan nilai MSE terkecil yang dihasilkan oleh parameter *autoregresif* dan parameter *moving average*, melalui proses *trial and error*. Pengujian ini akan menggunakan *software* Eviews 9 untuk mengetahui secara otomatis nilai mana yang paling optimal. Berikut hasilnya:

Tabel 3 Signifikasni Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	Koef	P_{value}	Kesimpulan
ARIMA (1,0,1)	μ	0.013577	0.9314	Tidak Signifikan
	ϕ_1	0.436675	0.1307	Tidak Signifikan
	θ_1	-0.999999	0.9999	Tidak Signifikan
ARIMA (3,0,1)	μ	0.015874	0.9670	Tidak Signifikan
	ϕ_3	-0.403296	0.0802	Tidak Signifikan
	θ_1	-0.412084	0.0549	Signifikan
ARIMA (3,0,4)	μ	0.095987	0.7908	Tidak Signifikan
	ϕ_3	-0.319124	0.2171	Tidak Signifikan
	θ_4	-0.577228	0.0006	Signifikan
ARIMA (1,0,4)	μ	0.077208	0.0000	Signifikan
	ϕ_1	-0.406084	0.0308	Signifikan
	θ_4	-0.586765	0.0066	Signifikan

Dari hasil diatas yang dapat diterima adalah model ARIMA (1, 0, 4) karenaterdapat signifikan dari tiap parameternya.

D. Hasil Peramalan

Setelah dilakukan beberapa pengujian maka didapatkan model ARIMA (1,0,4) selanjutnya akan dihitung nilai MSE dari model ARIMA (1,0,4) dengan menggunakan hasil ramalan menggunakan Eviews 9 dan dengan menggunakan data *out sample*. Data *out sample* yang digunakan pada tabel dibawah ini adalah data *out sample* yang sudah melalui tahap transformasi agar mempermudah dalam proses menganalisa data. Oleh karena data in sample mengalami proses transformasi sebanyak dua kali begitu juga data *out sample* juga akan dimasukkan dengan terlebih dahulu mengalami proses transformasi sebanyak dua kali. Hasil dari peramalan out sample dapat dilihat pada tabel 4.7 beserta dengan data aktual dari data in sample yang sudah di diferensing.

Tabel 4. Perhitungan Peramalan & Data Out Sample Dari Hasil Transformasi

Lag	Ramalan	Out Sample	OS-R
37	10.716	17.889	7.173
38	11.884	16.673	4.789
39	13.293	13.416	0.123
40	8.459	9.849	1.390
41	10.530	18.439	7.909
42	9.798	13.528	3.730
43	10.204	8.944	-1.260
44	10.148	16.673	6.526
45	10.279	5.477	-4.802
46	10.334	11.958	1.624
47	10.420	12.247	1.827
48	10.494	9.644	-0.850

Hasil diatas masih berupa data bentuk transformas, maka data di kembalikan ke data asli dengan cara transformasi ke bentuk semula dengan kebalikan dari cara transformasi diawal. Berikut merupakan proses pengembalian nilai awal parameter dari hasil tranformasi dapat dilihat pada tabel 4.8.

Tabel 5. Pengembalian Nilai Awal Parameter Dari Hasil Transformasi

Model	Hasil perhitungan menggunakan tranformasi akar		Perhitungan dikembalikan ke bentuk semula sebelum di transformasi	P _{value}	Kesimpulan
	Parameter	Koef	Koef		
A ARIM (1,0,4)	μ	0.077208	0,006	0.0000	Signifikan
	ϕ_1	-	0,165	0.0308	Signifikan
	Θ_4	-	0,343	0.0066	Signifikan

Tabel 6. Pengembalian Nilai Awal Hasil Peramalan & Data *Out Sample*

Lag	Hasil Perhitungan menggunakan hasil			Perhitungan dikembalikan ke bentuk		
	Ramalan	Out Sample	OS-R	Ramalan	Out Sample	OS-R
37	10.716	17.889	7.173	115	320	51
38	11.884	16.673	4.789	141	278	23
39	13.293	13.416	0.123	177	180	0
40	8.459	9.849	1.390	72	97	2
41	10.530	18.439	7.909	111	340	63
42	9.798	13.528	3.730	96	183	14
43	10.204	8.944	-1.260	104	80	2
44	10.148	16.673	6.526	103	278	43
45	10.279	5.477	-4.802	106	30	23
46	10.334	11.958	1.624	107	143	3
47	10.420	12.247	1.827	109	150	3
48	10.494	9.644	-0.850	110	93	1

Setelah data dikembalikan ke nilai semula sebelum di transformasi, akan dijadikan acuan sebagai perhitungan persamaan model dari jumlah penjualan thinner no 7 pada periode selanjutnya. Dengan acuan data diatas akan dilakukan perhitungan untuk penentuan *safety stock* untuk thinner no 7 dengan menggunakan persamaan *ARIMA* sebagai mana di jelaskan pada bab 2. Berikut merupakan bentuk persamaan model dari jumlah penjualan thinner no 7 untuk meramalkan nilai *safety stock* pada periode selanjutnya menggunakan model *ARIMA* (1,0,4).

$$\begin{aligned} \phi_p(B)(1-B)^d Z_t &= \theta_0 + \theta_q(B) a_t \\ \phi_p(B) Z_t &= \theta_0 + \theta_q(B) a_t \\ (1 - \phi_p B^p) Z_t &= \theta_0(1 - \theta_q B^q) a_t \\ (1 - \phi_1 B^1) Z_t &= \theta_0(1 - \theta_4 B^4) a_t \\ Z_t - \phi_1 Z_{t-1} &= \theta_0 - \theta_4 a_{t-4} + a_t \\ Z_t &= \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} - \theta_4 a_{t-4} + a_t \end{aligned}$$

Dari persamaan model diatas didapat kesimpulan bahwa peramalan persediaan kedepan dengan menggunakan model *ARIMA* (1,0,4) dipengaruhi oleh hasil pengamatan satu bulan lalu dan kesalahan peramalan pada 4 bulan yang lalu. Nilai dari peramalan didapatkan dengan menggunakan semua data kemudian dicari nilai ramalannya menggunakan model terpilih yaitu model *ARIMA* (1,0,4).

$$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} - \theta_4 a_{t-4} + a_t$$

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} - \theta_4 a_{t-4} + a_t$$

$$Z_{49} = 0,006 + (0,165)Z_{48} - (0,343)a_{45} + a_t$$

$$Z_{49} = 0,006 + (0,165)93 - (0,343)(23) + a_t$$

$$Z_{49} = 0,006 + 15,36 - 7,89 + a_t$$

$$Z_{49} = 7,48 = 8$$

Pada perhitungan menggunakan persamaan ARIMA diatas menunjukkan jumlah penjualan yang menurun dari bulan Desember 2020 ke bulan Januari 2021 sebesar 85 liter. Penurunan penjualan ini tentunya akan berpengaruh bagi perusahaan dalam menentukan tingkat *safety stock*, dengan penurunan sebesar 85 liter dari bulan yang lalu sedangkan dalam operasinya perusahaan memiliki berbagai macam produk yang diproduksi tentu ini perlu diperhitungkan dalam menentukan tingkat *safety stock*.

E. Penentuan Safety Stock

Sebelum melakukan perhitungan perencanaan stock thinner, terlebih dahulu perlu diketahui berapa *stock on hand*, jumlah kebutuhan tiap bulannya sisa material pada bulan sebelumnya dan jumlah order bulan- bulan sebelumnya guna mengetahui jumlah kebutuhan order berikutnya.

Tabel 7. Produksi Aktual Tahun 2020 *Safety Stock*

Bulan	Perencanaan Persediaan 2020 (A)	Jumlah kebutuhan aktual (B)	Persediaan Thinner No 7 (C)	Sisa Thinner No 7 (D=Ci-Bi)	Order Arrival (E= Ci-Di)	Stock On Hand (F=Ci/I)
Dec-19			330			
Jan-20	320	320	332	10	322	2
Feb-20	278	278	260	54	206	1
Mar-20	180	180	367	80	287	2
Apr-20	97	97	389	270	119	2
May-20	340	340	312	49	263	2
Jun-20	183	183	278	129	149	2
Jul-20	80	80	299	198	101	2
Aug-20	278	278	290	21	269	2
Sep-20	30	30	198	260	-62	1
Oct-20	143	143	179	55	124	1
Nov-20	150	150	211	29	182	1
Dec-20	93	93	432	118	314	2
Rata - Rata (I)		181				

Setelah dilakukan perhitungan *safety stock* pada produksi aktual tahun 2020 maka didapatkan jumlah kebutuhan stok aktual yang digunakan untuk perencanaan kebutuhan material di tahun mendatang.

Tabel 8. Perencanaan *Safety Stock* Tahun 2021

Bulan	Perencanaan Persediaan 2020 (A)	Jumlah kebutuhan aktual tahun 2020 (B)	Perencanaan order kebutuhan tahun 2021 (C)	Stock plan tahun 2021 (D) = (Di-B+C)	stock on hand (E=Di/I)
Dec-20				432	
Jan-21	8	320	8	120	1

IV. KESIMPULAN

Hasil dari penelitian ini didapatkan hasil peramalan dalam bulan januari 2021 sebesar 8 liter. Untuk safety stock pada bulan januari didapatkan 120 liter dan stock on hand didapatkan 1 hari yang diamana mengartikan bahwa persediaan pada bulan januari dapat digunakan untuk 1 hari kedepan.

REFERENSI

- [1] A. H. Nasution, "Perencanaan dan Pengendalian Produksi", Jakarta: PT. Candimas Metropole, 1999.
- [2] A.Khasib, "Pengaruh Variasi Penggunaan *Thinner* Pada Campuran Cat Terhadap Kualitas Hasil Pengecatan", *JPTM*. Vol. 06 , No. 01, pp. 35-42, 2017.
- [3] D. A. Purnamasari, "Model Agen untuk Peramalan Permintaan retailer menggunakan metode Double Exponential Smoothing (Studi Kasus : Distributor Toko Gamis di Batam)," vol. 6, no. 1, pp. 44-52, 2017.
- [4] D. Ispriyanti, "Pemodelan Statistika Dengan Transformasi Box Cox", *Jurnal Matematika Dan Komputer* , Vol. 7 , No. 3, pp. 8 - 17, 2004.
- [5] Makridakis, "Metode dan Aplikasi Peramalan", Jakarta: Erlangga, 2009.
- [6] M. G. N. Ihsan, "Analisa Peramalan Permintaan Produk Pipa PVC AW1/2" SC 4M pada PT. WDJ", *Jurnal Integra*, vol. 4, no. 1, pp. 63-72, 2014.
- [7] M. L. Tauryawati, "Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Cheng dan Metode Box-Jenkins untuk memprediksi IHSG", *Sains dan Seni Pomits*, vol. 3, no. 2, 2014.
- [8] R. R. Elvierayani, "Peramalan Nilai Tukar (Kurs) Rupiah Terhadap Dolar Tahun 2017 dengan Menggunakan Metode Arima Box-Jenkins", vol.1, no.1, pp. 253-261, 2017.
- [9] S. Santoso, "Metode Peramalan bisnis masa kini dengan minitab dan SPSS", Jakarta: PT. Elex Media Komputindo, 2009.
- [10] Suliyanto, "Ekonometrika Terapan-Teori dan Aplikasi dengan SPSS", Jakarta: CV. Andi Offset, 2011.