Peramalan Kebutuhan Bahan Baku Plat Besi Menggunakan Metode Runtun Waktu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan Meminimumkan Biaya Total Persediaan dari Hasil Peramalan Mengunakan Metode *Period Order Quantity* (POQ) (Studi Kasus : CV. Isakutama Samarinda)

Forecasting Needs of Iron Plate Raw Materials Using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Time Method and Minimizing Total Cost of Inventory from Forecasting Results Using Period Order Quantity (POQ) Method (*Case Study:* CV. Isakutama Samarinda)

Mulyta Anggraini[1], **Rito Goejantoro**[2], dan **Yuki Novia Nasution**[3]
[1]Laboratorium Ekonomi dan Bisnis FMIPA Universitas Mulawarman
[2,3]Laboratorium Statistika Komputasi FMIPA Universitas Mulawarman
[3]Laboratorium Matematika Komputasi FMIPA Universitas Mulawarman
[1]E-mail: mulyta.anggraeni@gmail.com

Abstract

ARIMA method is used to predict future patterns of data that is expected to approach the actual data. In the case of inventory control, the company must have a good planning system for forecasting results to get maximum benefit. Period Order Quantity Method is used to solve inventory problem and minimize the total inventory cost. The research objective are to predict how many iron plates which CV. Isakutama needs from January 2017 to Desember 2017 with ARIMA method and to minimize the predicted total inventory cost using Period Order Quantity method. Based on the research, the forecasting results of the iron plates for 12 months are 24, 24, 25, 24, 25, 25, 25, 25, 25, 25, 25 *and* 25 *units, so that the total inventory cost is* Rp.1,177,264,000 *by providing them once every 52 days.*

Keywords: ARIMA, *Forecasting , Period Order Quantity, Total Inventory Cost*.

Pendahuluan

Dalam dunia usaha atau bisnis, matematika merupakan salah satu ilmu pengetahuan yang penting sekali dalam melakukan analisis. Metode statistika sebagai salah satu cabang dari matematika terapan yang sangat dibutuhkan dalam pengambilan keputusan secara ekonomis di perusahaan-perusahaan, di antaranya adalah untuk keperluan *forecasting* (peramalan).

Dalam ilmu statistika, terdapat berbagai macam metode peramalan (dari yang sederhana sampai yang kompleks) yang dapat digunakan. Salah satunya adalah metode analisis runtun waktu dengan menggunakan metode *Autoregressive Integrated moving Average* (ARIMA).Menurut Aswi dan Sukarna (2006) Metode ARIMA ini dikembangkan oleh George E. P. Box dan Gwilym M. Jenkins pada tahun 1976, metode ARIMA juga sering disebut metode Box-Jenkins, metode ARIMA terdiri dari beberapa aspek, yaitu aspek *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dan *Autoregressive Integrated moving Average* (ARIMA).

Banyak hal, dalam kehidupan ini yang dapat diramalkan untuk mendapatkan suatu perencanaan yang lebih baik, salah satunya adalah peramalan kebutuhan bahan baku dalam pengendalian persediaan. Dalam hal manajemen, suatu perusahaan harus memiliki sistem perencanaan yang baik terhadap hasil peramalan yang telah diperoleh agar dapat memperoleh hasil optimal dan mengambil keputusan yang tepat.
dalam menghadapi persaingan bisnis. Salah satunya dalam masalah pengendalian persediaan perusahaan.

Perusahaan CV. Isakutama Samarinda salah satu perusahaan yang mempunyai persediaan bahan baku plat besi untuk proses produksi tangki ukur mobil dan lain-lain. Perusahaan tersebut bergerak dalam bidang karoseri tangki ukur mobil, kontruksi baja dan *mouring buoy*, selama ini perusahaan tersebut sering mengalami masalah dalam memenuhi persediaan bahan baku, salah satunya bahan baku yang sering mengalami masalah dalam proses produksi adalah bahan baku plat besi. Selain itu perusahaan juga harus dapat meminimumkan biaya total persediaan bahan baku secara keseluruhan karena itu berdampak pada keuntungan yang optimal.

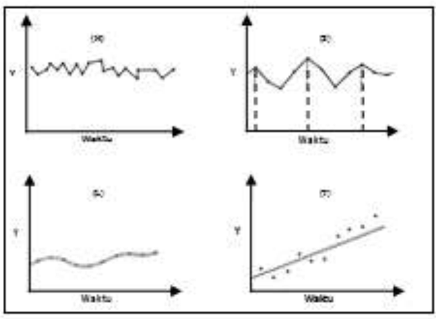
Dalam hal ini metode *Period Order Quantity* (POQ) digunakan sebagai analisis karena merupakan metode dalam sistem pengendalian persediaan bahan baku yang bertujuan menghemat total biaya persediaan dengan menentukan periode pemesanan dengan kuantitas pemesanan penggabungan kebutuhan beberapa periode. Menurut Herjanto (2008) Metode *Period Order Quantity* (POQ) sering disebut juga sebagai metode *Uniform Order Cycle*, merupakan pengembangan dari metode *Economic Order Quantity* (EOQ) untuk jumlah kebutuhan yang tidak sama dalam periode. Rata-rata permintaan digunakan dalam model EOQ untuk mendapatkan rata-rata jumlah barang setiap kali pemesanan. Angka ini selanjutnya dibagi dengan rata-rata jumlah permintaan per periode, hasilnya menujukkan jumlah periode waktu yang dicakup dalam setiap kali pemesanan.

Berdasarkan latar belakang, maka penulis tertarik untuk meneliti tentang "Peramalan Kebutuhan Bahan Baku Plat Besi Menggunakan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan Meminimumkan Biaya Total Persediaan dari Hasil Peramalan Menggunakan Metode *Period Order Quantity* (POQ)".

Analisis Runtun Waktu (*Time Series*)

Menurut Makridakis, dkk (1999) analisis runtun waktu *(time series)* adalah suatu rangkaian variabel yang diamati pada interval waktu ruang yang sama ditunjukkan sebagai sebuah runtun waktu. Langkah penting dalam memilih suatu metode runtun waktu yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data, sehingga metode yang paling tepat dengan pola tersebut dapat diuji. Jenis pola data tersebut adalah :

1. Pola Horizontal (H), terjadi apabila nilai data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan.
2. Pola Musiman (S), terjadi bilamana suatu runtun waktu di pengaruhi oleh faktor musiman.
3. Pola Siklis (C), terjadi bilamana datanya di pengaruhi fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis.
4. Pola Trend (T), terjadi bilamana terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data.



Gambar 1. Grafik pola data runtun waktu

Banyak runtun waktu yang mencakup kombinasi dari pola-pola di atas. Metode peramalan yang dapat membedakan setiap pola harus dipakai bila diinginkan adanya pemisahan komponen pola tersebut.

White Noise Process

Menurut Aswi dan Sukarna (2006), suatu proses $\{a_t\}$ dinamakan *white noise process* (proses yang bebas dan identik) jika bentuk peubah acak yang berurutan tidak saling berkorelasi dan mengikuti distribusi tertentu.

Berdasarkan definisi tersebut, dapat dikatakan bahwa suatu *white noise process* $\{a_t\}$ adalah stasioner dengan beberapa sifat berikut.

Fungsi autokovariansi:

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma_\alpha^2, \text{ untuk k = 0} \\ 0, \text{ untuk k } \neq 0 \end{cases}$$

Fungsi autokorelasi:

$$\rho_k = \begin{cases} 1, \text{ untuk k = 0} \\ 0, \text{ untuk k } \neq 0 \end{cases}$$

Fungsi autokorelasi parsial:

$$\phi_{kk} = \begin{cases} 1, \text{ untuk k = 0} \\ 0, \text{ untuk k } \neq 0 \end{cases}$$

Dengan demikian, suatu deret waktu disebut *white noise process* jika rata-rata dan variansinya konstan dan saling bebas.

Metode ARIMA Box-Jenkins

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dituliskan dalam notasi ARIMA (p,d,q) dimana p menyatakan orde dari proses *autoregressive* (AR), d menyatakan pembedaan (*differencing*), dan q menyatakan orde dari proses *moving average* (MA).

1. Identifikasi Model

Tahap awal untuk melakukkan identifikasi model sementara adalah menetukan apakah data runtun waktu yang akan digunakan untuk peramalan sudah stationer atau tidak, baik dalam rata-rata maupun variansi.

A. Runtun Waktu Stationer dan Non Stationer

Runtun waktu dikatakan stationer jika tidak ada perubahan kecenderungan rata-rata dan perubahan variansi. Data nonstationer dalam *mean* plot ACF / PACF akan turun secara perlahan. Secara umum bentuk ACF dan PACF dari model ARIMA (p,0,q) yang stasioner dapat dijelaskan pada tabel 1.

a. Non stationer dalam rata-rata

Menurut Aswi dan Sukarna (2006) jika diperoleh data runtun waktu yang tidak stationer dalam rata-rata, data tidak dapat langsung digunakan untuk mendapatkan model ARIMA terbaik, tetapi terlebih dahulu data tersebut distationerkan. Cara yang dapat dilakukan untuk menstationerkan data yang tidak stationer dalam rata-rata yaitu dengan menggunakan metode *differencing*.

Metode *differencing* adalah membentuk suatu data baru yang diperoleh dengan cara mengurangi nilai pengamatan pada waktu t dengan nilai pengamatan pada waktu sebelumnya (t-1). Jika hasil *differencing* tersebut disimbolkan dengan W_t maka secara umum *differencing* order 1 dapat dituliskan pada persamaan berikut :

$$W_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (1)$$

Atau

$$W_t = (1-B)\ Z_t \quad (2)$$

Tabel 1. Bentuk ACF dan PACF dari model ARIMA yang stationer (p,0,q)

Model ARIMA	ACF	PACF
Autoregresive AR(p)	Turun secara eksponensial (*dies down*)	Terpotong setelah lag p (*cutt off after lag p*)
Moving Average MA (q)	Terpotong setelah lag q (*cut off after lag q*)	Turun secara eksponensial (*dies dwon*)
Autoregresive Moving Average ARMA (p,q)	Turun cepat setelah lag (q-p) *dies down after lag* (q-p)	Turun cepat setelah lag (p-q) *dies down after lag* (p-q)

Sumber : (Salamah dkk, 2003)

b. Non Stationer Dalam Variansi

Jika kondisi stationer dalam variansi tidak diperoleh, maka Box dan Cox (1964) memperkenalkan suatu metode transformasi yang disebut dengan transformasi pangkat (*power transformation*) seperti pada persamaan berikut :

$$Z_t^{(\lambda)} = \frac{Z_t^{(\lambda)} - 1}{\lambda} \quad (3)$$

dimana:

λ adalah parameter transformasi.

Beberapa penggunaan nilai λ serta kaitannya dengan bentuk transformasinya dapat dilihat pada Tabel 2. berikut:

Tabel 2. Nilai Transformasi

Nilai λ	Transformasi
-1,0	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0,0	$\ln(Z_t)$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1,0	Z_t

B. Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

a. Fungsi Autokorelasi (ACF)

Metode yang sederhana dapat digunakan untuk menguji apakah data stationer atau tidak dengan melihat *correlogram* melalui fungsi autokorelasi. Fungsi autokorelasi menjelaskan seberapa besar korelasi data yang berurutan dalam runtun waktu. ACF dengan demikian adalah perbandingan antara kovarian pada kelambanan k dengan variannya. Dengan demikian ACF pada kelambanan k (ρ_k) dapat ditulis sebagai berikut :

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}, \quad (4)$$

dimana :

$$\gamma_k = \frac{\sum (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{n}, \quad (5)$$

$$\gamma_0 = \frac{\sum (Z_t - \bar{Z})^2}{n} \quad (6)$$

n adalah jumlah observasi dan $\bar{Z}$ adalah rata-rata.

Diagram ACF dapat digunakan sebagai alat untuk mendeteksi kestasioneran data. Jika diagram ACF cenderung turun lambat maka dapat disimpulkan data belum stationer dalam rata-rata.

b. Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Menurut Aswi dan Sukarna (2006), autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara Z_t dan Z_{t-k} apabila pengaruh dari lag waktu 1, 2, 3,…k-1 dianggap terpisah. Fungsi autokorelasi parsial (PACF) adalah suatu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke t (dinotasikan dengan Z_t) dengan pengamatan pada waktu-waktu yang sebelumnya (dinotasikan dengan $Z_{t-1}, Z_{t-2}, ..., Z_{t-k}$).

C. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* atau ARIMA

Menurut Aswi dan Sukarna (2006) suatu proses Z_t dikatakan mengikuti model ARIMA (p,d,q) yang nonstasioner jika ada orde d (d ≥ 1). Model umum untuk ARIMA (p,d,q) adalah sebagai berikut:

$$\left(1 - \phi_p B - ... - \phi_p B^p\right)(1-B)^d Z_t = (1 - \theta_1 B - ... - \theta_q B^q) a_t \quad (7)$$

2. Penaksiran Parameter

Metode *least square* atau *conditional least square* merupakan suatu metode yang dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat kesalahan (selisih antara nilai aktual dan ramalan) yaitu dinyatakan dalam bentuk persamaan berikut:

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^{n} a_t^{\ 2} = \sum_{t=2}^{n} \left[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} \mu)\right]^2 \quad (8)$$

3. Pemeriksaan Diagnostik

Menurut Makridakis, Whelwright, dan McGee (1999) setelah berhasil menaksir nilai-nilai parameter dari model ARIMA (p,d,q) yang ditetapkan sementara, selanjutnya perlu dilakukan pemeriksaan diagnostik untuk membuktikan bahwa model tersebut cukup memadai. Terdapat dua cara yang mendasar yaitu :

a) Mempelajari nilai sisa (residual) untuk melihat apakah masih terdapat beberapa pola yang belum diperhitungkan
b) Mempelajari statistik sampling dari pemecahan optimum untuk melihat apakah model tersebut masih dapat disederhanakan.

1) Pengujian *Residual White Noise*

Residual white noise, dilakukan pengujian menggunakan statistik uji Ljung-Box atau Box-Pierce *Modified* dengan langkah-langkah sebagai berikut (Aswi dan Sukarna, 2006) :

Hipotesis

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \ldots \rho_k = 0$ (tidak ada korelasi antar *residual*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_j \neq 0$, j = 0,1,2…, k (ada korelasi antar *residual*)

Statistik uji

$$Q^* = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}\frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \qquad (9)$$

Daerah Kritis

H_0 ditolak bila $Q^* > \chi^2_{\alpha\,;df=k-m)}$, k berarti pada lag k dan m adalah jumlah parameter yang ditaksir dalam model.

2) Pengujian *Residual* berdistribusi Normal

Kenormalan residual diuji dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan yang signifikan antara distribusi frekuensi observasi dengan distribusi frekuensi teoritis. Residual diperoleh dangan menggunakan persamaan berikut:

Residual = $Z_t - \hat{Z}_t$

Hipotesis

H_0 : Residual data berdistribusi normal

H_1 : Residual data berdistribusi tidak normal

Statistik Uji

$$KS = \sup_x \left| F^*(x) - S(x) \right| \qquad (10)$$

Daerah Kritis

H_0 ditolak bila $KS \geq KS_{(n,1-\alpha)}$, dengan $KS_{(n,1-\alpha)}$ dapat diperoleh dari tabel Kolmogorov-Smirnov. Jika digunakan nilai p, maka H_0 ditolak bila *p-value* < α .

Pemilihan Peramalan Terbaik

MSE merupakan rata-rata selisih kuadrat antara nilai yang diramalkan dan yang diamati.

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{t=1}^{n}\left(Z_t - \hat{Z}_t\right)^2}{n} \qquad (11)$$

Persediaan

Persediaan adalah bahan atau barang yang disimpan yang akan digunakan untuk memenuhi tujuan tertentu, misalnya untuk digunakan dalam proses produksi atau perakitan, untuk dijual kembali atau suku cadang dari suatu peralatan atau mesin.

***Inventory* (Pengendalian Persediaan)**

Menurut Herjanto (2008) sistem pengendalian persediaan dapat didefinisikan sebagai serangkaian kebijakan pengendalian untuk menentukan tingkat persediaan yang harus dijaga, kapan pesanan untuk menambah persediaan harus dilakukan dan berapa besar pesanan harus diadakan.

Metode *Period Order Quantity* (POQ)

Metode *Period Order Quantity*, (POQ) sering disebut juga sebagai metode *unifrom order cycle*, merupakan pengembangan dari metode EOQ untuk jumlah permintaan yang tidak sama dalam beberapa periode. Angka ini selanjutnya dibagi dengan rata-rata jumlah permintaan per periode hasilnya dibulatkan kedalam angka integer. Angka terakhir menujukkan jumlah periode waktu yang dicakup dalam setiap kali pemesanan, sehingga dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\text{POQ} = \sqrt{\frac{2S}{D * H}} \qquad (12)$$

Biaya total persediaan = biaya pemesanan + biaya penyimpanan + biaya pembelian

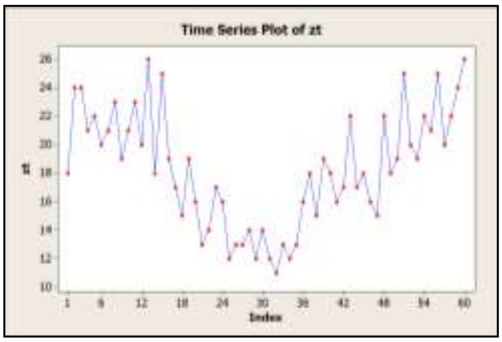
$$\text{TC} = (\text{F} \times \text{S}) + (\frac{\text{Q}}{2} \times \text{H}) + D \times P$$
$$= (\text{F} \times \text{S}) + (pp \times \text{H}) + D \times P$$

Hasil dan Pembahasan

Data kebutuhan bahan baku plat besi di CV. Isakutama bulan Januari 2012 sampai dengan Desember 2016. Dalam meramalkan kebutuhan bahan baku plat besi di CV. Isakutama bulan Januari 2017 sampai dengan Desember 2017 menggunakan metode ARIMA (p,d,q). Untuk meminimumkan biaya total persediaan dengan menggunakan metode *Period Order Quantinty* (POQ).

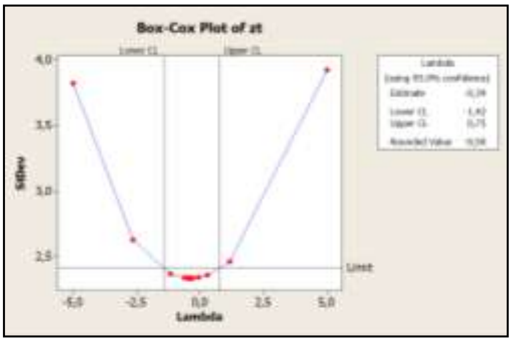
Tahap Identifikasi Model

Adapun hasil dari time series plot dapat dilihat pada Gambar 2. Berdasarkan dari Gambar 2. dapat diduga bahwa data kebutuhan bahan baku plat besi belum stationer dalam rata-rata maupun variansi, terlihat bahwa pergeseran nilai tengahnya tidak stabil. Karena, ada nilai-nilai data yang melonjak naik / jauh selisihnya dan nilai-nilai yang lainnya yang mengindikasikan bahwa data tersebut tidak stationer dalam rataan. Selain itu, lebar fluktuasinya cukup besar yang menunjukkan data tersebut tidak stationer dalam variansi.



Gambar 2. *Time series plot*

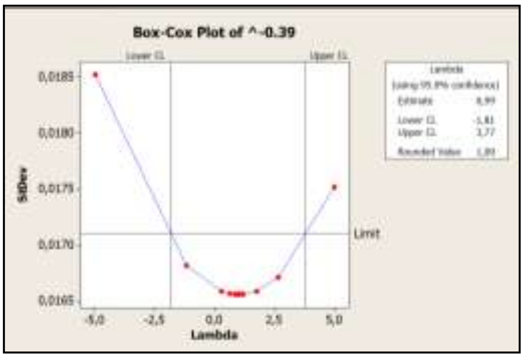
Maka langkah pertama untuk meyakinkan bahwa data tersebut tidak stationer dalam variansi, maka akan dilakukan pengecekan data dengan transformasi Box-Cox dengan menggunakan *software* MINTAB 16



Gambar 3. *Plot* transformasi Box-Cox

Berdasarkan Gambar 3. diperoleh bahwa data kebutuhan bahan baku plat besi tersebut memiliki nilai *rounded value* sebesar (-0,50) dan nilai taksiran sebesar (-0,39). Oleh karena nilai λ harus mendekati angka 1, maka data akan dipangkat (-0,39). dimana nilai taksiran merupakan nilai λ, serta transformasi yang digunakan adalah transformasi pangkat (*Power Transformation*).

Gambar 4 adalah Box-Cox *plot* setelah ditransformasi pangkat (*Power Transformation*) yaitu dengan cara memangkatkan data dengan (-0,39). Berdasarkan Gambar 4. diperoleh bahwa data permintaan material pada plat besi tersebut memiliki nilai taksiran yaitu 0,99 mendekati nilai $\lambda =$ 1. Jadi dapat disimpulkan bahwa data kebutuhan bahan baku pada plat besi telah stationer dalam variansi. Untuk memastikan data telah stationer dalam rata-rata maka dilakukan pengecekan menggunakan uji akar atau uji *Augmented* Dickey – Fuller sebagaimana Tabel 3.



Gambar 4. *Plot* data sesudah transformasi Box-Cox

Tabel 3. *Output* Eviews 7 uji ADF

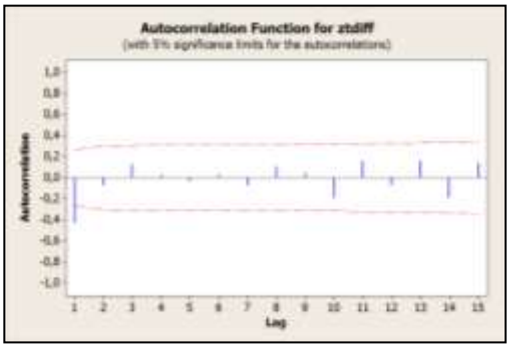
Uji ADF		Nilai Kritis
τ	*P-value*	τ Mc. Kinnon
-9,095685	0,0000	-2,913549

Hipotesis
H_0 : γ = 0 atau data *time series* tidak stationer
H_1 : $\gamma \neq$ 0 atau data *time series* stationer
Statistik Uji

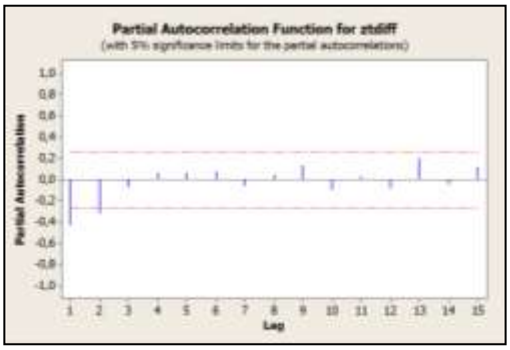
$$\tau = \left| \frac{\hat{\gamma}}{SE(\hat{\gamma})} \right| = 9{,}09568$$

Karena nilai didapat nilai τ = 9,095685 > absolut nilai kritis τ Mc.Kinnon = 2,913549 maka diputuskan bahwa menolak H_0
Kesimpulan
Data *time series* stationer

Didapat pengujian ADF bahwa data *time series* data kebutuhan bahan baku plat besi bulan Januari 2012 hingga bulan Desember 2016 telah stationer, selanjutnya dapat dilakukan identifikasi dengan model ARIMA (p,d,q) yang sesuai dengan data kebutuhan bahan baku plat besi menggunakan *plot* ACF dan *plot* PACF. Pendugaan model awal untuk data kebutuhan bahan baku plat besi dilakukan dengan melihat *plot Autocorrelaction Function* (ACF).



Gambar 5. *Plot* ACF



Gambar 6. ***Plot*** **PACF**

Berdasarkan pada Gambar 5 & 6 dapat dilihat bahwa nilai ACF signifikan pada lag 1 atau *cut off after* lag 1 maka diperoleh orde utuk MA (q) adalah 0 dan 1. Sedangkan untuk nilai PACF sigifikan pada lag 1 dan 2 atau *cut off after* lag 1 dan 2 sehingga diperoleh orde untuk AR (p) adalah 0, 1 dan 2. Maka diperoleh model dugaan model awal untuk data permintaan material pada plat besi adalah sebagai berikut : ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA (1,1,1), ARIMA (2,1,0) ARIMA (2,1,1)

Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA

1) Uji Signifikan Parameter

Dari hasil identifikasi model di atas dan diperoleh model-model dugaan awal yaitu. ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA (1,1,1) ARIMA (2,1,0) dan ARIMA (2,1,1). Untuk mengetahui model terbaik di antara kelima model dugaan tersebut, maka perlu dilakukan pengujian hipotesis terhadap kedelapan model dugaan tersebut. Hasil penaksiran parameter dari kelima model dugaan awal dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Estimasi parameter ϕ dan θ untuk model ARIMA

Model	Parameter	t_{hit}	*P-value*	Keputusan
ARIMA (1,1,0)	$\phi_1 = -0{,}4539$	-3,88	0,000	H_0 ditolak
ARIMA (0,1,1)	$\theta_1 = 0{,}5576$	5,09	0,000	H_0 ditolak
ARIMA (1,1,1)	$\phi_1 = -0{,}1485$	-0,66	0,510	H_0 diterima
	$\theta_1 = 0{,}4781$	2,39	0,020	H_0 ditolak
ARIMA (2,1,0)	$\varphi_1 = -0{,}6338$	-5,15	0,000	H_0 ditolak
	$\varphi_2 = -0{,}3541$	-2,92	0,006	H_0 ditolak
ARIMA (2,1,1)	$\varphi_1 = -0{,}4284$	-1,28	0,206	H_0 diterima
	$\varphi_2 = -0{,}2859$	-1,43	0,159	H_0 diterima
	$\theta_1 = 0{,}2079$	0,60	0,550	H_0 diterima

Berdasarkan pengujian signifikansi parameter dapat diperoleh kesimpulan bahwa model parameter yang signifikansi berbeda dengan nol untuk data kebutuhan bahan baku plat besi adalah ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA (2,1,0).

2) Uji Kesesuaian Model

Setelah dilakukan pengujian signifikan parameter, diperoleh model ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA (2,1,0) yang parameter model signifikan. Maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian residual *white noise* dan hasil pengujiannya dapat dilihat pada tabel 5

Tabel 5. Uji Kesesuaian Model

Model	Lag	Q*	*P-Value*	Keputusan
ARIMA (1,1,0)	12	13,6	0,255	H_0 gagal ditolak
	24	28,1	0,210	H_0 gagal ditolak
	36	41,4	0,213	H_0 gagal ditolak
	48	55,7	0,179	H_0 gagal ditolak
ARIMA (0,1,1)	12	6,8	0,812	H_0 gagal ditolak
	24	19,8	0,651	H_0 gagal ditolak
	36	30,6	0,657	H_0 gagal ditolak
	48	42,6	0,649	H_0 gagal ditolak
ARIMA (2,1,0)	12	6,2	0,799	H_0 gagal ditolak
	24	21,1	0,513	H_0 gagal ditolak
	36	32,7	0,533	H_0 gagal ditolak
	48	43,6	0,5733	H_0 gagal ditolak

Hipotesis

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_k = 0$ (Residual memenuhi syarat *white noise*)

H_1 : Minimal ada satu $\rho_j \neq 0,\ j = 0,1,2,\ldots k$ (Residual tidak memenuhi syarat *white noise*)

Statistik Uji yaitu statistik uji Ljung-box atau *Box-Pierce Modified* :

$$Q^* = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}\frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)}$$

Keputusan

Berdasarkan pada Tabel 4.3 pengujian residual *white noise* pada model ARIMA (1,1,0) ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (2,1,0) yang terdapat *p-value* setiap *lag* lebih besar daripada α maka dapat diputuskan H_0 gagal ditolak.

Kesimpulan

Dari hasil keputusan di atas dapat disimpulkan bahwa untuk model ARIMA (1,1,0) ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (2,1,0) setiap *lag* terdapat korelasi antar residual ini berarti untuk model ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1) dan ARIMA(2,1,0) memenuhi syarat *white noise.*

Setelah dilakukan pengujian residual *white noise* untuk model-model ARIMA, didapat bahwa model yang memiliki residual yang memenuhi syarat *white noise* yaitu pada model ARIMA (1,1,0) ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (2,1,0). Maka langkah Selanjutnya adalah menguji apakah residual untuk model ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (2,1,0) dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pengujian Kenormalan Residual

Model	Uji Kolmogorov - Smirnov	
	KS	***p-value***
ARIMA (1,1,0)	0,073	0,150
ARIMA (0,1,1)	0,073	0,150
ARIMA(2,1,0)	0,056	0,150

Hipotesis :
H_0 : Residual berdistribusi normal
H_1 : Residual tidak berdistribusi normal
Statistik Uji

$$KS = \underset{x}{Sup} \left| F^*(x) - S(x) \right|$$

Keputusan
Karena *p-value* untuk ketiga model lebih besar daripada α maka dapat diputuskan H_0 gagal ditolak.
Kesimpulan
Dari keputusan yang diterima bahwa H_0 gagal ditolak, maka dapat disimpulkan bahwa residual model ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (2,1,0) telah berdistribusi normal sehingga dapat dinyatakan layak dan dapat digunakan sebagai peramalan data ke depan

Pemilihan Model Terbaik

Menentukan model yang terbaik dari beberapa model yang memenuhi syarat, penelitian ini menggunakan kriteria *Mean Square Erorr* (MSE). Semakin kecil nilai MSE berarti mendekati nilai sebenarnya. dapat dilihat hasil nilai MSE pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Perhitungan Nilai MSE

Model	MSE
ARIMA (1,1,0)	0,0003814
ARIMA (0,1,1)	0,0003462
ARIMA (2,1,0)	0,0003371

Dari tabel 7 diperoleh bahwa nilai MSE dari ketiga model diatas ARIMA (2,1,0) memiliki nilai terkecil namun dengan model yang lain memiliki nilai yang tidak terlalu jauh selisihnya. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk data kebutuhan material plat besi adalah ARIMA (2,1,0) tetapi model yang lain juga dapat digunakan. Secara matematis model ARIMA (2,1,0) yang layak digunakan untuk meramalkan 12 bulan ke depan adalah :

$$Z_t = (1+\phi_1)Z_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Z_{t-2} - \phi_2 Z_{t-3} + a_t$$

Dan berdasarkan nilai parameter pada tabel 5 model ARIMA (2,1,0) yang diperoleh menjadi :

$$Z_t = (1-0,6338)Z_{t-1} + (-0,3597-(-0,6338))Z_{t-2} - (-0,3597)Z_{t-3} + a_t$$

$$Z_t = 0,3662 Z_{t-1} + 0,2741 Z_{t-2} + 0,3597 Z_{t-3} + a_t$$

Hasil Peramalan

Setelah pengujian parameter model dugaan dan pemeriksaan diagnostik dilakukan, diperoleh model terbaik yaitu model ARIMA (2,1,0) maka langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan kebutuhan bahan baku plat besi selama 12 bulan ke depan yaitu pada Januari 2017 sampai dengan Desember 2017. Peramalan kebutuhan bahan baku plat besi dapat dilihat pada Tabel 8

Tabel 8. Hasil peramalan kebutuhan bahan baku plat besi

Bulan	Kebutuhan bahan baku plat besi ($\hat{Z}t$)
Januari	24 unit
Febuari	24 unit
Maret	25 unit
April	24 unit
Mei	25 unit
Juni	25 unit
Juli	25 unit
Agustus	25 unit
September	25 unit
Oktober	25 unit
Nopember	25 unit
Desember	25 unit

Menentukan Biaya – Biaya Dalam Persediaan

Langkah pertama yang dilakukan dalam menggunakan metode *Period Order Quantity* adalah mengetahui biaya-biaya dalam persediaan sebagai berikut :

A. Biaya Pembelian (P)
   Biaya pembelian diasumsikan dalam penelitian ini adalah kostan untuk setiap 1 lembar plat besi. Biaya pembelian dari CV. Isakutama kepada pihak supplier plat besi adalah sebesar Rp. 3.950.000 / lembar
B. Biaya Pemesanan (S)
   Biaya pemesanan barang dan biaya pengadaan barang terdiri atas biaya pemesanan dan biaya persiapan. Dalam biaya pemesanan terhadap bahan baku plat besi ada biaya telepon sebesar Rp. 10.000 setiap kali pesan dan biaya ongkos kirim Rp. 300.000 / truk, sehingga total biaya pemesanan Rp. 310.000 setiap kali pesan.
C. Biaya Simpan (H)
   Biaya simpan adalah semua pengeluaran yang timbul akibat penyimpanan barang. Dalam biaya simpan terhadap bahan baku plat besi dibebankan biaya listrik untuk penerangan sebesar Rp. 6.000 per unit.

dan biaya air untuk membersihkan bahan baku plat besi beserta area gudang adalah sebesar Rp. 2.000 per unit, sehingga total biaya simpan Rp. 8.000 per unit per bulan

***Period Order Quantity* (POQ)**

Langkah yang perlu diketahui adalah nilai-nilai yang menjadi variabel dalam perhitungan yang akan dilakukan, seperti biaya simpan dan biaya pesan yang dapat dilihat pada perhitungan berikut, Sebelum melakukan perhitungan POQ terlebih dahulu menghitung rata-rata kebutuhan bahan baku plat besi dari hasil peramalan sebagai berikut:

$$D^* = \frac{24+24+25+24+25+25+25+25+25+25+25+25}{12} =$$

24,75 $\approx$ 25 unit/bln

$$POQ = \sqrt{\frac{2S}{D^*H}}$$

$$= \sqrt{\frac{2\cdot 310.000}{25\cdot 8.000}}$$

$$= \sqrt{\frac{620.000}{200.000}}$$

= 1,760681686 = 1,7 bulan

Karena pemesanan dilakukan setiap 1,7 bulan sekali maka dilakukan perhitungan seperti berikut :

- 1 Tahun = 365 hari (Tahun 2017)
- 1 Bulan = $\frac{365}{12}$ = 30,416667 hari
- 0,7 Bulan = 0,7 $\times$ 30,416667 hari = 21,291667 hari
- 1,7 Bulan = 30,416667 hari + 21,291667 hari = 51,708334 $\approx$ 52 hari

Dengan demikian pemesanan ditahun 2017 adalah sebagai berikut :

Tabel 9. Tanggal Perencanaan Pemesanan

Tanggal Perencanaan Pemesanan	Jumlah Pemesanan
01 Januari - 21 Febuari 2017	42 unit
22 Febuari- 14 April 2017	43 unit
15 April - 05 Juni 2017	42 unit
06 Juni - 27 Juli 2017	42 unit
28 Juli - 17 September 2017	43 unit
18 September - 08 November 2017	42 unit
09 November - 31 Desember 2017	43 unit

Pemesanan dilakukan setiap 52 hari sekali dengan masing-masing jumlah pesanan sesuai dengan kebutuhan untuk 52 hari yang bersangkutan. Jumlah pemesanan dilambangkan Q. Karena pemesanan dilakukan setiap 52 hari maka, Q terbagi menjadi kebutuhan pada bulan pemesanan dan sisanya untuk proyeksi persediaan di gudang yaitu nilai pp. Dapat dilihat pada tabel 10 berikut :

Tabel 10. Perencanaan Kebutuhan Bahan Baku Plat Besi di CV. Isakutama Menggunakan Metode POQ

Bulan	Kebutuhan Bahan Baku Plat Besi	Jumlah Pemesanan	Proyeksi Persediaan
1	24	42	18
2	24	43	37
3	25		12
4	24	42	30
5	25		5
6	25	42	22
7	25	43	40
8	25		15
9	25	42	32
10	25		7
11	25	43	25
12	25		

TC = (F $\times$ S) + (pp $\times$ H) + $(D \times P)$

TC = (7 $\times$ Rp. 310.000) + (243 $\times$ Rp. 8.000) + (297 $\times$ Rp. 3.950.000)

TC = Rp. 2.170.000 + Rp. 1.944.000 + Rp 1.173.150.000

TC = Rp. 1.177.264.000

Maka dapat disimpulkan bahwa dari biaya total persediaan menggunakan metode *Period Order Quantity* (POQ) yaitu sebesar Rp.1.177.264.000 periode Januari 2017 sampai dengan Desember 2017.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Model untuk peramalan kebutuhan bahan baku plat besi di CV. Isakutama bulan Januari 2017 sampai dengan Desember 2017 adalah ARIMA (2,1,0) dengan model:
   $Z_t = 0{,}3662 Z_{t-1} + 0{,}2741 Z_{t-2} + 0{,}3597 Z_{t-3} + a_t$
2. Hasil peramalan kebutuhan bahan baku plat besi di CV. Isakutama bulan Januari 2017 sampai dengan Desember 2017 adalah 24, 24, 25, 24, 25, 25, 25, 25, 25, 25, 25 dan 25 unit.
3. Hasil perhitungan dari metode *Period Order Quantity* (POQ) adalah setiap 52 hari sekali, sehingga dapat meminimumkan biaya total persediaan dari hasil peramalan kebutuhan bahan baku plat besi di CV. Isakutama bulan

4. Januari 2017 sampai dengan Desember 2017 yaitu sebesar Rp. 1.177.264.000

Daftar Pustaka

Aswi dan Sukarna. 2006. Analisis Deret Waktu. Makasar : Andira Publisher

Herjanto, Eddy. 2008. Manajemen Operasi Edisi Ketiga. Jakarta: Grasindo.

Makridakis S.,Wheelwright S.C.W.,dan Mc Gee V.E. 1999. Alih Bahasa Suminto. Metode dan Aplikasi Peramalan. Jilid 1. Jakarta: Binaputra Aksara.

Salamah, Suhartono, Wulandari. 2003. Analisis Time Series. Buku Ajar. Surabaya ITS.

Widarjono, Agus. 2007. Ekonometrika Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis. Edisi Kedua. Yogyakarta : Ekonisia.