

Peramalan Penjualan Produk Baja dan Besi di PT MSU dengan Pendekatan Metode ARIMA dan *Single Moving Average*

Sonia Faradilla dan Agus Suharsono

Departemen Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

e-mail: agus_s@statistika.its.ac.id

Abstrak—Produk yang berbahan dasar baja dan besi banyak diperlukan oleh setiap masyarakat khususnya perusahaan-perusahaan besar, yang menyebabkan berbisnis dalam bidang baja dan besi sangat menjanjikan karena perusahaan industri saling berkaitan satu dengan yang lainnya. Contohnya PT MSU yang bekerja sama dengan berbagai macam perusahaan terkemuka di Indonesia. Akan tetapi, sejak tahun 2018 penjualan di PT MSU mengalami fluktuatif dikarenakan terdapat faktor internal, eksternal, dan musim. Karena kondisi tersebut, permasalahan seperti *over supply* sering terjadi setiap bulannya. Oleh sebab itu, PT MSU selaku perusahaan distribusi perlu melakukan suatu perencanaan penjualan yang tepat. Berdasarkan permasalahan tersebut, maka diperlukan penelitian lebih lanjut untuk melakukan peramalan dengan pendekatan metode ARIMA dan *Single Moving Average*. Metode ARIMA digunakan untuk mengetahui ramalan penjualan produk baja dan besi menjadi sangat penting dan berguna serta bermanfaat sebagai dasar pemantapan strategi untuk menentukan kebijakan yang tepat dalam rangka peningkatan penjualan produk baja dan besi di PT MSU. Metode *Single Moving Average* mempunyai karakteristik khusus yaitu menentukan ramalan pada periode yang akan datang memerlukan data historis selama jangka waktu tertentu. Metode *Single Moving Average* lebih dipilih dibandingkan metode ARIMA dikarenakan secara visual hasil ramalan metode *Single Moving Average* lebih mengikuti nilai aktualnya. Sehingga hasil ramalan penjualan produk baja dan besi di PT MSU 3 periode maupun 9 periode ke depan mengalami penurunan penjualan atau memperoleh ramalan yang konsisten berturut-turut sebesar 2279 ea.

Kata Kunci—ARIMA, Fluktuatif, *Over Supply*.

I. PENDAHULUAN

PRODUK yang berbahan dasar baja dan besi banyak diperlukan oleh masyarakat hampir di berbagai bidang sehingga tidak heran apabila terdapat semakin banyak kompetitor yang saling bersaing, karena produk tersebut pasti selalu dibutuhkan oleh setiap masyarakat khususnya perusahaan-perusahaan besar yang memproduksi dan membutuhkan produk-produk yang berhubungan dengan baja dan besi. Hal tersebut, yang menyebabkan berbisnis dalam bidang baja dan besi sangat menjanjikan karena perusahaan industri saling berkaitan satu dengan yang lainnya. Contohnya PT MSU yang bekerja sama dengan berbagai macam perusahaan terkemuka di Indonesia. Akan tetapi, sejak tahun 2018 penjualan di PT MSU mengalami fluktuasi dikarenakan terdapat faktor internal, eksternal, dan musim. Karena kondisi tersebut, permasalahan seperti *over supply* sering terjadi setiap bulannya. Adanya *over supply* tentu akan merugikan perusahaan karena jumlah produk yang berlebih di gudang berakibat pada bertambahnya biaya penyimpanan dan perawatan. Selain itu, penyimpanan yang

lama dapat menurunkan kualitas produk. Oleh sebab itu, PT MSU selaku perusahaan distribusi perlu melakukan suatu perencanaan penjualan yang tepat.

PT MSU merupakan perusahaan yang menyediakan produk yang berbahan dasar baja dan besi yang selalu menjaga kualitas produk yang diperjualbelikan. Produk yang disediakan sudah didukung dengan layanan fabrikasi baja dan besi yang baik agar dapat memuaskan spesifikasi masing-masing konsumen. Selain itu, setiap produk yang disediakan sudah dilengkapi dengan teknologi, keahlian dan proses kontrol yang ketat, serta standar pengujian untuk bentuk fisik, sifat kimia dan mekanik.

Berdasarkan permasalahan tersebut, maka sangat diperlukan penelitian lebih lanjut menggunakan ilmu statistik untuk mengakomodasi hal tersebut sehingga dapat membantu efisiensi dan efektifitas perusahaan. Ilmu statistik yang digunakan pada penelitian ini yaitu peramalan dengan pendekatan metode ARIMA dan *Single Moving Average*. Model ARIMA adalah suatu metode peramalan yang dapat menghasilkan ramalan jangka pendek yang akurat [1]. Metode *Single Moving Average* mempunyai karakteristik khusus yaitu menentukan ramalan pada periode yang akan datang memerlukan data historis selama jangka waktu tertentu [2]. Oleh sebab itu, peramalan penjualan produk baja dan besi sangat penting dan berguna serta bermanfaat sebagai dasar pemantapan strategi untuk menentukan kebijakan yang tepat dalam rangka peningkatan penjualan produk baja dan besi di PT MSU. Periode yang diterapkan pada penelitian ini dalam bulanan yaitu periode bulan Januari 2013 sampai Maret 2022. Tujuan pada penelitian ini yaitu memodelkan data penjualan produk baja dan besi dengan metode ARIMA serta meramalkan data penjualan produk baja dan besi sebanyak 3 periode dengan metode ARIMA dan *Single Moving Average*. Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini yaitu dapat memberikan informasi tentang penjualan produk baja dan besi diharapkan dapat memberikan masukan terhadap PT MSU dalam melakukan evaluasi terkait penjualan terhadap produk yang berbahan dasar baja dan besi pada periode selanjutnya, apakah sudah memenuhi target penjualan atau tidak sehingga produk yang terjual dapat direncanakan persediaannya dengan optimal pada periode selanjutnya.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Model ARIMA adalah suatu metode peramalan yang dapat menghasilkan ramalan jangka pendek yang akurat [1]. Model ARIMA terdiri dari unsur *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA), di mana kombinasi dari model AR dan MA

Tabel 1.
Tranformasi Box-Cox

Nilai λ	Transformasi
-1	$1/Y_t$
-0,5	$1/\sqrt{Y_t}$
0	$Ln(Y_t)$
0,5	$\sqrt{Y_t}$
1	Y_t

Tabel 2.

Pola ACF dan PACF dari Order ARIMA Non Musiman

Model	ACF	PACF
AR(p)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)	Terpotong setelah lag-p (<i>cuts off</i>)
MA(q)	Terpotong setelah lag-q (<i>cuts off</i>)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)
ARMA(p,q)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)

menghasilkan model *Autoregressive Moving Average* (ARMA), sedangkan jika terjadi proses *differencing* maka model yang didapat yaitu model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) [3].

1) *Stasioneritas*

Stasioneritas dibagi menjadi 2 yaitu stasioner dalam varians dan stasioner dalam mean adalah sebagai berikut:

a. Stasioner dalam *Varians*

Data *time series* dikatakan stasioner dalam *varians* jika nilai λ sama dengan satu atau *Lower CL* dan *Upper CL* melewati satu, apabila data tidak stasioner dalam *varians* maka perlu diatasi dengan melakukan transformasi data *Box-Cox* [1]. Transformasi *Box-Cox* dapat dituliskan pada Persamaan (1) sebagai berikut:

$$T(Y_t) = \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda} \tag{1}$$

Tabel 1 menunjukkan transformasi yang harus dilakukan jika data yang dianalisis memiliki nilai λ tertentu.

b. Stasioner dalam *Mean*

Data *time series* dikatakan stasioner dalam *mean* ketika data berfluktuasi di sekitar suatu nilai *mean* yang konstan, tidak bergantung pada waktu dan varians dari fluktuasi tersebut. Data stasioner dalam *mean* dapat dideteksi menggunakan *time series plot*, *plot ACF* tidak turun lambat maka stasioner dan uji akar-akar unit *Augmented Dickey-Fuller* [1]. Hipotesis *Augmented Dickey-Fuller test* adalah sebagai berikut:

H₀: $\delta = 0$ (data tidak stasioner).

H₁: $\delta < 0$ (data stasioner).

Statistik uji ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$\tau = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \tag{2}$$

Tolak H₀ jika nilai $|\tau|$ lebih besar dari nilai t dengan derajat bebas *n* banyaknya pengamatan atau *P-value* < α . Jika terdapat data yang tidak stasioner dalam *mean*, maka perlu dilakukan metode *differencing* [4]. Proses *differencing orde ke-d* dapat ditulis pada Persamaan (3).

$$\nabla^d Y_t = (1 - B)^d Y_t \tag{3}$$

Keterangan :

$\nabla^d Y_t$: Data hasil *differencing* pada waktu ke-*t*.

B : Operator *backshift*.

d : Orde *differencing*.

Tabel 3.
Range Nilai MAPE

Range MAPE	Keterangan
< 10%	Kemampuan model peramalan sangat baik
10-20%	Kemampuan model peramalan baik
20-50%	Kemampuan model peramalan layak
> 50%	Kemampuan model peramalan buruk

Y_t : Nilai pengamatan waktu ke-*t*.

2) *ACF (Autocorrelation Function)*

ACF digunakan untuk mengidentifikasi model ARIMA yaitu untuk menentukan model *moving average* (MA) [5]. Fungsi autokorelasi dituliskan pada Persamaan (4).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \tag{4}$$

Keterangan :

$\hat{\rho}_k$: Taksiran fungsi autokorelasi pada lag ke-*k*.

\bar{Y} : Rata-rata dari pengamatan.

3) *PACF (Partial Autocorrelation Function)*

PACF digunakan untuk mengidentifikasi model ARIMA yaitu model autoregressive (AR) [5]. Perhitungan nilai PACF sampel lag ke-*k* dimulai dari menghitung nilai $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$ [1]. Sedangkan perhitungan $\hat{\phi}_{kk}$ dapat ditunjukkan pada Persamaan (5) sampai (6).

$$\hat{\phi}_{k,k} = \frac{\hat{\rho}_k - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} \hat{\rho}_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \hat{\rho}_j} \tag{5}$$

$$\hat{\phi}_{k,j} = \hat{\phi}_{k-1,j} - \hat{\phi}_{k,k} \hat{\phi}_{k-1,k-j} \tag{6}$$

Keterangan :

j : 1, 2, ..., *k* - 1.

$\hat{\rho}_j$: Taksiran fungsi autokorelasi sampel setelah lag ke-*j*.

4) *Identifikasi Model ARIMA*

Bentuk umum model *Autoregressive* (AR) order *p* atau AR (*p*) ditunjukkan Persamaan (7) sebagai berikut:

$$Y_t = a_t + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} \tag{7}$$

Bentuk umum model *Moving Average* (MA) order *q* atau MA (*q*) ditunjukkan Persamaan (8) sebagai berikut:

$$Y_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \tag{8}$$

Sehingga model ARMA (*p, q*) dapat ditunjukkan pada Persamaan (9) sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \tag{9}$$

Model ARIMA (*p,d,q*) secara umum dapat ditunjukkan melalui Persamaan (10) sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \theta_q(B)a_t \tag{10}$$

Keterangan:

$\phi_p(B)$: $(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$.

$\theta_q(B)$: $(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$.

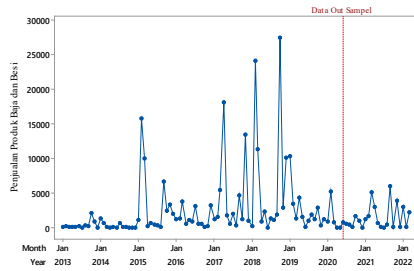
p, d, q : Orde AR, *differencing*, dan MA regular.

$(1 - B)^d$: *Differencing* regular order *d*.

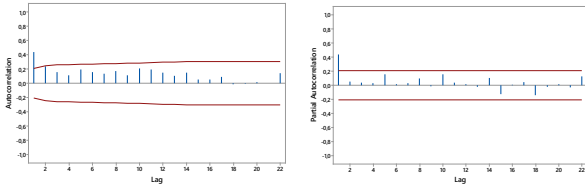
a_t : residual data

Untuk mengidentifikasi suatu model ARIMA berdasarkan karakteristik pada ACF dan PACF dapat dilakukan melalui beberapa tahapan sebagai berikut [1]:

a. Melakukan plotting data *time series* dan menentukan tranformasi yang sesuai. Asumsi dasar yang harus



Gambar 1. Time Series Plot Penjualan Produk Baja dan Besi.



Gambar 2. Plot ACF dan PACF Data Setelah Transformasi.

dipenuhi dalam analisis data *time series* yaitu stasioneritas data, baik pada rata-rata maupun varians. Stasioner dalam rata-rata merupakan data memiliki rata-rata yang tetap atau tidak dipengaruhi jalannya waktu. Apabila data belum stasioner dalam rata-rata, maka harus dilakukan proses *differencing*. Stasioner dalam varians ialah data memiliki variansi tetap atau *homoskedastisitas*. Apabila data belum stasioner dalam varians, dapat diatasi dengan transformasi *Box-Cox*.

- b. Menghitung dan memeriksa nilai ACF dan PACF dari data asli. Hal tersebut, untuk mengidentifikasi derajat *differencing* yang diperlukan agar data stasioner.
- c. Menghitung dan memeriksa nilai ACF dan PACF dari data yang telah stasioner. Melalui plot ACF dan PACF dari data yang stasioner dapat diduga model yang sesuai dengan data tersebut.

Untuk menduga model ARIMA dapat ditunjukkan melalui Tabel 2.

5) *Estimasi Parameter Model ARIMA*

Terdapat beberapa cara estimasi parameter untuk model ARIMA ialah estimasi menggunakan metode momen, estimasi menggunakan metode *least square*, dan estimasi menggunakan metode *Maksimum likelihood*. Suatu data *time series* (Y_1, Y_2, \dots, Y_t) dengan fungsi *likelihood* L nya dapat didefinisikan sebagai gabungan dari fungsi distribusi masing-masing observasi. Untuk model ARIMA, L ialah fungsi dari ϕ, θ, μ dari pengamatan Y_1, Y_2, \dots, Y_t . MLE didefinisikan sebagai metode estimasi parameter dengan memaksimalkan fungsi *likelihood* [1].

6) *Pengujian Signifikansi Parameter*

Pengujian signifikansi parameter yang digunakan pada model ARIMA untuk model AR (p) dengan parameter ϕ_i , Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

- $H_0: \phi_i = 0$ atau $\theta_i = 0$ (parameter tidak signifikan).
 - $H_1: \phi_i \neq 0$ atau $\theta_i \neq 0$ (parameter signifikan).
- Statistik uji dapat ditunjukkan pada Persamaan (11).

$$t = \frac{\hat{\phi}_i}{SE(\hat{\phi}_i)} \tag{11}$$

Untuk model MA (q) dengan parameter θ_i , statistik uji dapat ditunjukkan pada Persamaan (12).

Tabel 4. Struktur Data

t	Tahun	Bulan	Penjualan Produk Baja dan Besi (Y_t)
1		Januari	Y_1
2	2013	Februari	Y_2
...	
12		Desember	Y_{12}
13	2014	Januari	Y_{13}
14		Februari	Y_{14}
...
24		Desember	Y_{24}
25	2015	Januari	Y_{25}
26		Februari	Y_{26}
...
36		Desember	Y_{36}
37	2016	Januari	Y_{37}
38		Februari	Y_{38}
...
48		Desember	Y_{48}
49	2017	Januari	Y_{49}
50		Februari	Y_{50}
...
60		Desember	Y_{60}
61	2018	Januari	Y_{61}
62		Februari	Y_{62}
...
72		Desember	Y_{72}
73	2019	Januari	Y_{73}
74		Februari	Y_{74}
...
84		Desember	Y_{84}
85	2020	Januari	Y_{85}
86		Februari	Y_{86}
...
96		Desember	Y_{96}
97	2021	Januari	Y_{97}
98		Februari	Y_{98}
...
108		Desember	Y_{108}
109	2022	Januari	Y_{109}
110		Februari	Y_{110}
111		Maret	Y_{111}

Keterangan:

Y_1 : Penjualan produk baja dan besi bulan Januari 2013.

Y_{111} : Penjualan produk baja dan besi bulan Maret 2022.

$$t = \frac{\hat{\theta}_i}{SE(\hat{\theta}_i)} \tag{12}$$

Taraf signifikan sebesar $\alpha = 0,05$ dan daerah penolakan yaitu H_0 ditolak jika $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, n-p}$ atau $P\text{-value} < \alpha$.

Keterangan:

$\hat{\phi}_i$: Estimasi parameter model AR orde ke- i .

$SE(\hat{\phi}_i)$: Nilai taksiran standar error dari model AR.

$\hat{\theta}_i$: Estimasi parameter model MA orde ke- i .

$SE(\hat{\theta}_i)$: Nilai taksiran standar error dari model MA.

7) *Pengujian Asumsi Residual*

Pengujian asumsi residual yang harus dipenuhi yaitu uji asumsi residual *white noise* dan uji asumsi residual distribusi normal adalah sebagai berikut:

a) Uji Asumsi *White Noise*

Uji asumsi *white noise* pada pengujian asumsi residual digunakan untuk melihat apakah residual yang dihasilkan independen dan identik. Pada pengujian residual independen menggunakan *Ljung Box-Q* [1]. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \dots = \rho_K = 0$ (residual memenuhi syarat *white noise*).

H_1 : Minimal ada satu $\rho_k \neq 0$ dengan $k = 1, 2, \dots, K$ (residual tidak memenuhi syarat *white noise*).

Tabel 5.

Model Dugaan Peramalan Penjualan Produk Baja dan Besi	
No.	Model Dugaan ARIMA
1.	ARIMA (1,0,1)
2.	ARIMA (1,0,2)
3.	ARIMA (1,0,0)
4.	ARIMA (0,0,1)
5.	ARIMA (0,0,2)

Tabel 6.

Hasil Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter				
Model Dugaan	Parameter	Estimasi	p-value	Keputusan
ARIMA (1,0,1)	$\hat{\phi}_1$	0,99145	<0,0001	Signifikan
	$\hat{\theta}_1$	0,46947	<0,0001	
ARIMA (1,0,2)	$\hat{\phi}_1$	0,99699	<0,0001	Tidak Signifikan
	$\hat{\theta}_1$	0,43489	0,0001	
ARIMA (1,0,0)	$\hat{\theta}_2$	0,17142	0,1325	Signifikan
	$\hat{\phi}_1$	0,96150	<0,0001	
ARIMA (0,0,1)	$\hat{\theta}_1$	-0,79918	<0,0001	Signifikan
	$\hat{\theta}_2$	-0,87729	<0,0001	
ARIMA (0,0,2)	$\hat{\theta}_1$	-0,87729	<0,0001	Signifikan
	$\hat{\theta}_2$	-0,67844	<0,0001	

Taraf signifikan sebesar $\alpha=0,05$ dan daerah penolakan yaitu H_0 ditolak apabila nilai Q lebih besar dari $\chi^2_{(\alpha, K-p-q)}$ atau nilai $P\text{-value} < \alpha$. Statistik uji yang digunakan dapat ditunjukkan pada Persamaan (13).

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K (n - k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \tag{13}$$

Keterangan :

n : Banyaknya pengamatan atau banyaknya residual

b) Uji Asumsi Residual Distribusi Normal

Uji asumsi residual distribusi normal digunakan untuk melihat apakah residual memenuhi asumsi distribusi normal. Uji yang dapat digunakan adalah uji *Kolmogorov Smirnov* [6]. Hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : F_n(a_t) = F_0(a_t)$ (Residual berdistribusi normal).

$H_1 : F_n(a_t) \neq F_0(a_t)$ (Residual tidak berdistribusi normal).

Taraf signifikan sebesar $\alpha=0,05$ dan daerah penolakan yaitu H_0 ditolak apabila D lebih besar dari $KS_{1-\alpha(n)}$ atau nilai $P\text{-value} < \alpha$. Statistik uji yang digunakan dapat ditunjukkan pada Persamaan (14).

$$D = \sup |F_n(a_t) - F_0(a_t)| \tag{14}$$

Keterangan :

$F_0(a_t)$: Fungsi peluang kumulatif distribusi normal.

$F_n(a_t)$: Fungsi peluang kumulatif yang dihitung berdasarkan data sampel.

(sup) : Nilai maksimum (himpunan batas atas) dari nilai selisih antara $F_n(a_t)$ dengan $F_0(a_t)$.

8) Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik adalah pemilihan model yang memiliki nilai *error* terkecil. *Akaike's Information Criterion* (AIC) adalah kriteria pemilihan model yang mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model [1]. AIC dapat dirumuskan pada Persamaan (15).

$$AIC = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2m \tag{15}$$

Nilai SBC yang diperoleh semakin kecil maka model yang didapatkan akan semakin baik [1]. SBC dapat dirumuskan pada Persamaan (16).

$$SBC = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + m \ln n \tag{16}$$

Tabel 7.

Hasil Pengujian Asumsi Residual White Noise				
Model	Lag	χ^2	p-value	Kesimpulan
ARIMA (1,0,1)	6	4,17	0,3829	White Noise
	12	5,83	0,8291	
	18	7,45	0,9636	
	24	19,70	0,6018	
ARIMA (1,0,0)	6	10,70	0,0577	White Noise
	12	14,59	0,2018	
	18	17,80	0,4016	
	24	26,47	0,2792	
ARIMA (0,0,1)	6	322,91	<0,0001	Tidak memenuhi White Noise
	12	637,85	<0,0001	
	18	924,53	<0,0001	
	24	1194,66	<0,0001	
ARIMA (0,0,2)	6	207,81	<0,0001	Tidak memenuhi White Noise
	12	408,12	<0,0001	
	18	592,42	<0,0001	
	24	767,81	<0,0001	

Tabel 8.

Hasil Pengujian Residual Berdistribusi Normal			
Model	D	p-value	Kesimpulan
ARIMA (1,0,1)	0,0784	>0,1500	Normal
ARIMA (1,0,0)	0,0736	>0,1500	Normal

RMSE adalah kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan hasil sisa ramalannya [7]. RMSE dapat dirumuskan pada Persamaan (17) sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}} \tag{17}$$

MAPE adalah kriteria kesalahan peramalan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) berkaitan dengan persentase residual [7]. Nilai MAPE dirumuskan pada Persamaan (18) sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right|}{n} \times 100\% \tag{18}$$

Untuk perhitungan MAPE terdapat *range* nilai yang dapat dijadikan bahan pengukuran mengenai kemampuan dari suatu model peramalan yang diperoleh, *range* nilai tersebut dapat ditunjukkan pada Tabel 3.

MAD adalah Kriteria peramalan *Mean Absolute Deviation* (MAD) mengukur ketepatan ramalan berdasarkan nilai rata-rata kesalahan dugaan (nilai absolut masing-masing kesalahan) [7]. Nilai MAD dirumuskan pada Persamaan (19) sebagai berikut:

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|}{n} \tag{19}$$

Keterangan :

m : Banyaknya parameter dalam model

$\hat{\sigma}_a^2$: *Maximum likelihood estimate* dari varian residual (σ_a^2)

9) Peramalan Model ARIMA

Tujuan utama dari model *time series*, khususnya pada model ARIMA ialah meramalkan hasil pengamatan pada waktu mendatang dengan error (MSE) ramalan sekecil mungkin. MSE minimum hasil ramalan ($\hat{Y}_t(k)$) dari Y_{t+k} bersyarat ekspektasi kondisional [1]. Hasil peramalan dapat dirumuskan pada Persamaan (20) adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_t(k) = E(Y_{t+k} | Y_t, Y_{t-1}, \dots, Y_1) \tag{20}$$

Tabel 9.
Pemilihan Model Terbaik

Model	In sampel		Out sampel		
	AIC	SBC	RMSE	MAPE	MAD
ARIMA (1,0,1)	359,12	364,09	3,82	0,5 (50%)	3,5
ARIMA (1,0,0)	368,47	370,96	5,294	0,7 (70%)	5,01

Tabel 10.
Hasil Pengujian *Ljung Box* dan LM

Order	Pr > Q	Pr > LM	Keterangan
1	0,3741	0,6359	
2	0,6734	0,8230	
3	0,7044	0,6584	
4	0,8406	0,7856	
5	0,9113	0,8335	
6	0,9456	0,8544	
7	0,9618	0,9130	Tidak terdapat unsur heteroskedastisitas
8	0,9812	0,9492	
9	0,9894	0,9586	
10	0,9940	0,9725	
11	0,9960	0,9776	
12	0,9953	0,9699	

Apabila peramalan k tahap ke depan yang meminimalkan MSE hasil ramalan dapat dirumuskan pada Persamaan (21) adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_t(k) = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_{k+j}^* a_{t-j} \tag{21}$$

10) Model ARCH

Pengidentifikasi adanya unsur heteroskedastisitas dilakukan sebelum melakukan analisa model ARCH. Hipotesis uji *Ljung Box* dan LM adalah sebagai berikut:

H_0 : Tidak terdapat unsur heteroskedastisitas .

H_1 : Terdapat unsur heteroskedastisitas.

Taraf signifikan sebesar $\alpha=0,05$ dan daerah penolakan yaitu H_0 ditolak apabila nilai *P-value* < α . Statistik uji yang digunakan dapat ditunjukkan pada Persamaan (22).

$$LM = nR^2 \tag{22}$$

Nilai n ialah banyaknya pengamatan dan R^2 ialah besar koefisien determinasi. Nilai R^2 dirumuskan pada Persamaan (23) adalah sebagai berikut:

$$R^2 = \frac{\text{regression sum of squares}}{\text{total sum of squares}} = \frac{\sum_{t=1}^n (\hat{Y}_t - \bar{Y})^2}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \tag{23}$$

11) Metode Single Moving Average

Single Moving Average ialah suatu metode peramalan yang dilakukan dengan mengambil sekelompok nilai pengamatan, mencari nilai rata-rata tersebut sebagai ramalan untuk periode yang akan datang [2]. Rumus *Single Moving Average* dapat ditunjukkan pada Persamaan (24).

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-l+1}}{l} \tag{24}$$

Keterangan :

l : Jumlah Batasan dalam moving average (pergerakan).

\hat{Y}_{t+1} : Nilai ramalan pada waktu ke- $t+1$.

B. PT Metalindo Sentosa Utama (MSU)

PT MSU adalah kelompok manufaktur dan distribusi perusahaan terkemuka dalam produk baja panjang, perangkat keras, alat kelengkapan, dan bahan HDPE di Indonesia. Misi perusahaan adalah untuk mengupayakan pemanfaatan optimal semua sumber daya untuk menghasilkan produk dan layanan industri hilir untuk meningkatkan nilai tambah dan keunggulan kompetitif.

Tabel 11.
Hasil Peramalan Tiga Periode dengan Metode ARIMA

Bulan	Ramalan Penjualan (Ea)	Batas Bawah	Batas Atas
April	785,29	20,606	29927
Mei	785,29	16,821	3662
Juni	785,29	13,87	44462

Tabel 12.
Hasil Peramalan 9 Periode dengan Metode ARIMA

Bulan	Ramalan Penjualan (Ea)	Batas Bawah	Batas Atas
April	785,29	20,606	29927
Mei	785,29	16,821	3662
Juni	785,29	13,87	44462
Juli	785,29	11,537	53450
Agustus	785,29	9,6726	63755
September	785,29	8,1637	75539
Oktober	785,29	6,9331	88947
November	785,29	5,9192	105230
Desember	785,29	5,0794	121407

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari departemen bagian penjualan di PT MSU Surabaya. Data yang digunakan adalah data bulanan jumlah penjualan produk baja dan besi periode bulan Januari 2013 sampai Maret 2022. Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah data penjualan produk baja dan besi yang disimbolkan Y_t pada bulan ke- t sebanyak 111 data.

B. Struktur Data

Struktur data yang digunakan dalam penelitian ini, seperti yang ditampilkan pada Tabel 4.

C. Langkah Analisis

Langkah-langkah yang digunakan dalam menganalisis data pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data penelitian.
2. Mendeskripsikan data.
3. Melakukan peramalan dengan metode ARIMA sebagai berikut: (a) Mengelompokkan data menjadi data *in sample* dan data *out sample*. (b) Melakukan pengecekan stasioneritas data apakah data telah stasioner dalam varian dan *mean*. (c) Identifikasi model ARIMA berdasarkan pola ACF dan PACF. (d) Melakukan estimasi parameter ARIMA (p, d, q). (e) Melakukan pengujian signifikansi parameter ARIMA (p, d, q). (f) Melakukan *Diagnostic Checking* meliputi: (1) Pengujian asumsi residual *white noise* menggunakan uji *Ljung Box*. (2) Pengujian asumsi residual berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*. (g) Memilih model terbaik. (h) Melakukan peramalan penjualan produk baja dan besi sebanyak 3 periode.
4. Melakukan peramalan dengan metode *Single Moving Average* meliputi: (a) Melakukan perhitungan akurasi dengan MAPE dan MAD. (b) Melakukan peramalan penjualan produk baja dan besi sebanyak 3 periode.

Tabel 13.
Hasil Ramalan dengan Metode *Single Moving Average*

No.	Bulan (t)	Data Aktual	Hasil Ramalan
1	Januari 2013	163	*
2	Februari 2013	250	163
3	Maret 2013	166	250
⋮	⋮	⋮	⋮
110	Februari 2022	145	3034
111	Maret 2022	2279	145

5. Menarik kesimpulan dan saran.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Data

Karakteristik data penjualan produk baja dan besi pada Gambar 1 menunjukkan bahwa secara visual data penjualan produk baja dan besi terendah pada kurun waktu tahun 2012-2014 dan tahun 2020-2022 tepatnya pada bulan Mei 2020 sebanyak 8 ea. Sedangkan penjualan produk tertinggi pada kurun waktu tahun 2015-2019 tepatnya pada bulan Oktober 2018 sebanyak 27474 ea.

B. Analisis Peramalan Penjualan Produk

Sebelum melakukan analisis selanjutnya, terlebih dahulu data dibagi menjadi 2 bagian yaitu data *in sample* dan data *out sample*.

1) Time Series Plot

Time series plot data *in sampel* penjualan produk baja dan besi berdasarkan Gambar 1. dapat dilihat bahwa secara visual data penjualan produk baja dan besi pada Januari 2013 hingga Mei 2020 cenderung fluktuatif. Penjualan produk baja dan besi pada rentang waktu tahun 2013 hingga 2014 mengalami penurunan disebabkan karena faktor internal dan pada awal tahun 2020 penjualan mengalami penurunan secara drastis disebabkan pandemi covid-19.

2) Stasioneritas

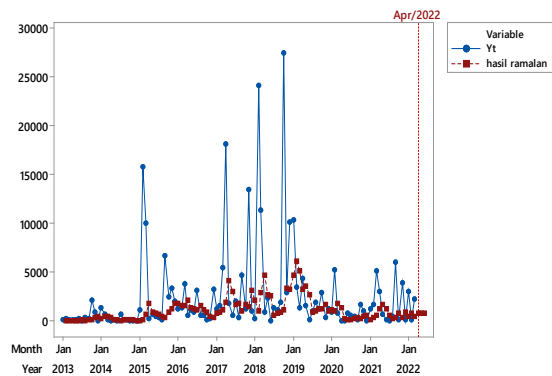
Stasioner pada data penjualan produk baja dan besi berarti bahwa tidak terdapat perubahan drastis pada data.

a) Stasioneritas dalam Variansi

Hasil dari *Box-Cox plot* memperoleh nilai *lower CL* sebesar -0,09 dan nilai *upper CL* sebesar 0,13 serta nilai *rounded value* sebesar 0,00 dimana hasil yang diperoleh bernilai tidak sama dengan satu, maka dapat dikatakan data penjualan produk baja dan besi belum stasioner dalam variansi. Sehingga pada penelitian ini akan dilakukan transformasi, karena hasil *rounded value* atau λ bernilai 0,00 maka data penjualan produk baja dan besi akan di transformasi dengan rumus $\ln(Y_t)$ atau merujuk pada Tabel 1. Setelah dilakukan transformasi hasil yang diperoleh yaitu nilai *lower CL* sebesar 0,24 dan nilai *upper CL* sebesar 1,64 serta nilai *rounded value* sebesar 1,00 dimana hasil yang diperoleh bernilai 1, maka dapat dikatakan data penjualan produk baja dan besi stasioner dalam variansi.

b) Stasioneritas dalam Mean

Plot ACF yang telah dilakukan transformasi berdasarkan Gambar 2. dapat dilihat bahwa secara visual plot ACF tidak menurun secara lambat atau *dies down*, maka dapat dikatakan bahwa data penjualan produk baja dan besi telah stasioner dalam *mean*, sehingga tidak perlu dilakukan proses



Gambar 3. Time Series Plot Perbandingan Data Aktual dan Data Ramalan Untuk 3 Periode dengan Metode ARIMA.

differencing. Hal tersebut, dibuktikan dengan pengujian *Augmented Dickey-Fuller*. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$H_0: \delta = 0$ (data tidak stasioner).

$H_1: \delta < 0$ (data stasioner).

Berdasarkan Persamaan (2) dan hasil uji *Augmented Dickey-Fuller* memperoleh nilai *p-value* sebesar 0,01 lebih kecil dari nilai α sebesar 0,05, maka keputusan tolak H_0 . Sehingga dapat disimpulkan secara visual dan pengujian data penjualan produk telah stasioner dalam *mean*.

3) Pendugaan Model Sementara

Pendugaan model ARIMA pada data *time series* dapat dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF. Plot ACF dan PACF pada Gambar 2 menunjukkan bahwa secara visual plot ACF data penjualan produk baja dan besi di PT MSU tidak menurun secara lambat atau *dies down* dan *cut off* pada lag 1,2 dan plot PACF *cut off* pada lag 1. Berdasarkan hasil identifikasi model dugaan menghasilkan beberapa model dugaan ARIMA pada Tabel 5, diperoleh 5 model dugaan ARIMA sehingga berdasarkan model dugaan tersebut dilakukan peramalan dengan menggunakan metode ARIMA.

C. Analisis Peramalan Penjualan Produk Baja dan Besi di PT MSU dengan Metode ARIMA

Hasil model dugaan ARIMA tersebut akan dilakukan pengujian selanjutnya sampai memperoleh peramalan untuk 3 periode dan 9 periode kedepan.

1) Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter model dugaan dinyatakan dengan hipotesis :

$H_0: \phi_i = 0$ atau $\theta_i = 0$ (parameter tidak signifikan).

$H_1: \phi_i \neq 0$ atau $\theta_i \neq 0$ (parameter signifikan).

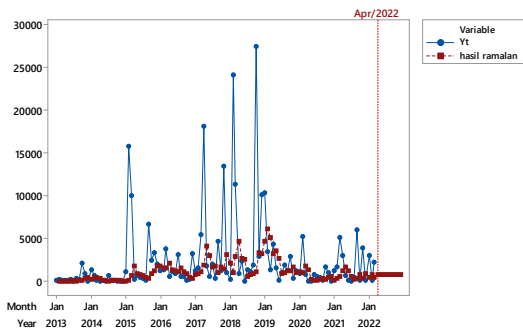
Berdasarkan Persamaan (11) dan (12), maka hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter ditunjukkan pada Tabel 6 menunjukkan bahwa terdapat 4 model dugaan ARIMA yang memperoleh keputusan H_0 ditolak berarti parameter signifikan, dikarenakan nilai *p-value* yang dihasilkan kurang dari nilai α sebesar 0,05.

2) Pengujian Asumsi Residual

Hasil pengujian asumsi residual *white noise* dinyatakan dengan hipotesis sebagai berikut:

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

H_1 : Minimal ada satu $\rho_k \neq 0$ dengan $k = 1, 2, \dots, K$ (residual tidak memenuhi syarat *white noise*).



Gambar 4. Time Series Plot Perbandingan Data Aktual dan Data Ramalan Untuk 9 Periode dengan Metode ARIMA.

Berdasarkan Persamaan (13), maka hasil pengujian asumsi residual *white noise* pada Tabel 7 menunjukkan bahwa terdapat 2 model dugaan ARIMA yang memperoleh keputusan H_0 gagal ditolak berarti residual memenuhi syarat *white noise*, dikarenakan nilai *p-value* yang dihasilkan lebih besar dari nilai α sebesar 0,05 pada setiap *lag*. Sehingga dilanjutkan pada pengujian residual berdistribusi normal menggunakan pengujian *Kolmogorov-Smirnov*. Hasil pengujian residual berdistribusi normal dinyatakan dengan hipotesis:

$$H_0 : F_n(a_t) = F_0(a_t) \text{ (Residual berdistribusi normal).}$$

$$H_1 : F_n(a_t) \neq F_0(a_t) \text{ (Residual tidak berdistribusi normal).}$$

Berdasarkan Persamaan (14), maka hasil pengujian residual berdistribusi normal pada Tabel 8 menunjukkan bahwa terdapat 2 model dugaan ARIMA yang memperoleh keputusan H_0 gagal ditolak berarti residual berdistribusi normal, dikarenakan nilai *p-value* yang dihasilkan lebih besar dari nilai α sebesar 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa kedua model ARIMA telah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal.

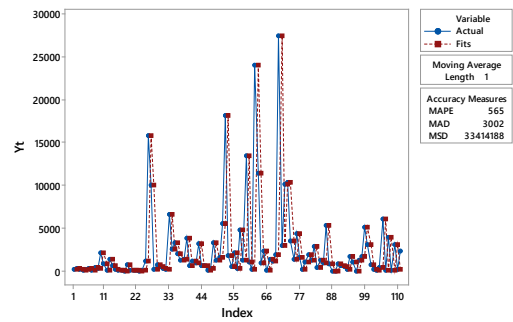
3) Pemilihan Model Terbaik

Hasil perhitungan dari kelima kriteria pemilihan model terbaik merujuk pada Persamaan (15) sampai (19) dan pada Tabel 9 menunjukkan bahwa model terbaik untuk data penjualan produk baja dan besi adalah ARIMA (1,0,1) karena memiliki nilai kriteria pemilihan model terkecil. Sehingga untuk melakukan analisis peramalan pada data penjualan produk baja dan besi menggunakan model terbaik yang telah di pilih, karena model yang telah dipilih dapat dikatakan layak untuk melakukan analisis selanjutnya karena dibuktikan dengan nilai kriteria yang terkecil dan dibuktikan dengan hasil pengujian model ARCH yang diperoleh dengan melihat pola residual model, apabila residual sudah dalam keadaan *white noise*, maka perlu dilakukan identifikasi dan pengujian terhadap kuadrat residual yang diperoleh. Hasil uji *Ljung Box* dan LM dinyatakan dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \text{Tidak terdapat unsur heteroskedastisitas.}$$

$$H_1 : \text{Terdapat unsur heteroskedastisitas.}$$

Hasil pengujian *Ljung Box* dan LM pada Tabel 10 menunjukkan bahwa hasil pengujian *Ljung Box* dan LM memiliki nilai *p-value* lebih besar dari nilai α sebesar 0,05 yang menandakan bahwa tidak terjadi proses ARCH, artinya tidak terjadi heteroskedastisitas residual pada model yang dihasilkan. Sehingga model terbaik yaitu ARIMA (1,0,1) dapat dituliskan secara matematis dengan merujuk pada Persamaan 2.22 adalah sebagai berikut:



Gambar 5. Time Series Plot Data Aktual dan Hasil Ramalan dengan Metode Single Moving Average.

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \theta_q(B) a_t$$

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t^* = \theta_q(B) a_t$$

$$Y_t^* = \frac{(1 - 0,46947B) a_t}{(1 - 0,99145B)}$$

$$Y_t^* = a_t - 0,46947a_{t-1} + 0,99145Y_{t-1}^*$$

dimana nilai Y_t^* merupakan nilai transformasi $\ln(Y_t)$, untuk mengembalikan ke nilai aslinya maka perlu dikembalikan dengan $\text{EXP}(Y_t)$.

4) Hasil Peramalan 3 Periode dan 9 periode kedepan

Hasil peramalan data penjualan produk baja dan besi di PT MSU setelah dikembalikan ke nilai aslinya atau nilai aktual tanpa menggunakan data transformasi pada bulan April sampai Juni 2022 dengan menggunakan model terbaik, maka ditunjukkan pada Tabel 11. Hasil ramalan selama 3 periode kedepan yaitu bulan April sampai Juni 2022 mengalami penurunan penjualan atau penjualan yang konsisten selama 3 periode berturut-turut sebesar 785,29 ea ~ 786 ea. Hasil ramalan dengan rentang nilai tertinggi terjadi pada bulan Juni 2022 yaitu batas bawah sebesar 13,87 ea dan batas atas sebesar 44462 ea. Sedangkan hasil ramalan dengan rentang nilai terendah terjadi pada bulan April 2022 yaitu batas bawah sebesar 20,606 ea dan batas atas sebesar 29927 ea. Hal tersebut, ditunjukkan secara visual dengan melihat perbandingan plot data penjualan produk baja dan besi dengan hasil ramalan di PT MSU periode April sampai Juni 2022 dapat ditunjukkan pada Gambar 3. Secara visual plot perbandingan data produk baja dan besi dan hasil ramalan periode April 2022 – Juni 2022 ditunjukkan garis merah menunjukkan bahwa ramalan penjualan produk baja dan besi di awal tahun 2019 mengalami kenaikan lalu mengalami penurunan drastis di akhir tahun 2019. Hal tersebut, berpengaruh pada periode selanjutnya dimana penjualan produk baja dan besi selalu mengalami penurunan atau memperoleh ramalan yang konsisten selama 3 periode berturut-turut sebesar 785,29 ea ~ 786 ea.

Hasil peramalan untuk sembilan periode kedepan ditunjukkan pada Tabel 12. Hasil ramalan selama 9 periode kedepan yaitu bulan April sampai Desember 2022 mengalami penurunan penjualan atau penjualan yang konsisten selama 9 periode berturut-turut sebesar 785,29 ea ~ 786 ea. Hal tersebut, ditunjukkan secara visual hasil ramalan di PT MSU periode April 2022 – Desember 2022 dapat ditunjukkan pada Gambar 4. Secara visual plot perbandingan data produk baja dan besi dan hasil ramalan penjualan produk baja dan besi di PT MSU periode April 2022 - Desember 2022. Hasil peramalan penjualan produk baja dan besi yang ditunjukkan garis merah menunjukkan bahwa ramalan penjualan produk

baja dan besi di awal tahun 2019 mengalami kenaikan lalu mengalami penurunan drastis di akhir tahun 2019. Hal tersebut, berpengaruh pada periode selanjutnya dimana penjualan produk baja dan besi selalu mengalami penurunan sehingga hasil ramalan penjualan untuk 9 periode yaitu bulan April 2022 sampai Desember 2022 mengalami penurunan atau memperoleh ramalan yang konsisten selama 9 periode berturut-turut sebesar 785,29 ea ~ 786 ea.

D. Analisis Peramalan Penjualan Produk Baja dan Besi di PT MSU dengan Metode Single Moving Average Pembahasan

Perhitungan peramalan data penjualan produk baja dan besi di PT MSU menggunakan metode *Single Moving Average* dengan length 1 merujuk pada Persamaan 2.47, sehingga hasil perhitungan peramalan adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-l+1}}{l} = \frac{Y_t}{1} = Y_t .$$

$$\hat{Y}_{\text{Februari 2013}} = Y_{\text{Januari 2013}} = 163$$

Hasil perhitungan peramalan data penjualan produk baja dan besi, dapat ditunjukkan pada Tabel 13. Hasil ramalan tertinggi data penjualan produk baja dan besi di PT MSU periode Januari 2013 sampai Maret 2022 terjadi pada bulan Oktober tahun 2018 sebanyak 27474 ea dan hasil ramalan terendah terjadi pada bulan Mei tahun 2020 sebanyak 8 ea. Hal tersebut, ditunjukkan secara visual dapat ditunjukkan pada Gambar 5. Secara visual hasil peramalan penjualan produk baja dan besi yang ditunjukkan garis merah menunjukkan bahwa hasil ramalan tertinggi data penjualan produk baja dan besi di PT MSU periode Januari 2013 sampai Maret 2022 terjadi pada bulan Oktober tahun 2018 sebanyak 27474 ea dan hasil ramalan terendah terjadi pada bulan Mei tahun 2020 sebanyak 8 ea. Hasil perhitungan persentase kesalahan menggunakan metode *Single Moving Average* memiliki nilai MAPE sebesar 565 dan nilai MAD sebesar 3002.

E. Pembahasan

Data penjualan produk baja dan besi di PT MSU periode Januari 2013 sampai Maret 2022 dengan pendekatan metode ARIMA dan *Single Moving Average*. Hasil yang diperoleh mengalami penurunan penjualan dari periode sebelumnya. Akan tetapi, hasil tersebut tidak menutup kemungkinan sebagai acuan dalam memprediksi volume penjualan diharapkan dapat mengurangi kondisi *over supply* di PT MSU. Berdasarkan kedua metode yang telah digunakan tersebut maka metode *Single Moving Average* yang dipilih dikarenakan hasil ramalan dari model tersebut secara visual dapat dilihat pada Gambar 5. pola plot hasil ramalan dari metode tersebut lebih mengikuti nilai aktual, meskipun berdasarkan kriteria persentase kesalahan memperoleh nilai cukup besar dibandingkan metode ARIMA, maka dapat disimpulkan bahwa metode *Single Moving Average* lebih dipilih dibandingkan metode ARIMA. Akan tetapi, metode *Single Moving Average* hanya bagus digunakan untuk peramalan 1 tahap ke depan saja. Peramalan penjualan produk baja dan besi dengan menggunakan metode *Single*

Moving Average pada 3 periode maupun 9 periode kedepan memperoleh hasil pada Tabel 12, dimana hasil ramalan penjualan produk baja dan besi di PT MSU periode April 2022-Juni 2022 dan periode April 2022-Desember 2022 memperoleh ramalan yang konsisten berturut-turut sebesar 2279 ea.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari hasil analisis dan pembahasan yaitu berdasarkan karakteristik data dari penjualan produk baja dan besi terendah pada bulan Mei tahun 2020 sebanyak 8 ea, sedangkan penjualan produk tertinggi pada bulan Oktober tahun 2018 sebanyak 27474 ea. Berdasarkan hasil peramalan penjualan produk baja dan besi dengan menggunakan dua metode tersebut maka metode *Single Moving Average* yang dipilih dikarenakan hasil ramalan dari model tersebut secara visual lebih mengikuti nilai aktual, meskipun berdasarkan kriteria persentase kesalahan memperoleh nilai cukup besar dibandingkan metode ARIMA, maka dapat disimpulkan metode *Single Moving Average* lebih dipilih dibandingkan metode ARIMA. Hasil ramalan penjualan produk baja dan besi di PT MSU periode April 2022 sampai Juni 2022 dan periode April 2022 sampai Desember 2022 mengalami penurunan penjualan atau memperoleh ramalan yang konsisten berturut-turut sebesar 2279 ea.

Saran yang dapat diberikan untuk PT MSU setelah mengetahui hasil peramalan penjualan produk baja dan besi untuk 9 periode kedepan sebaiknya PT MSU tanpa menambah dan mengurangi atau konsisten dengan mengacu pada jumlah *supply* produk baja dan besi di gudang pada awal tahun 2022 karena hasil ramalan untuk produk baja dan besi akan mengalami fluktuatif sampai akhir tahun 2022. Perencanaan *supply* dengan baik dapat meminimalisir terjadinya *over supply* dan apabila terdapat *over supply* tentu akan merugikan perusahaan karena jumlah produk yang berlebih di gudang berakibat pada bertambahnya biaya penyimpanan dan perawatan produk baja dan besi, karena penyimpanan produk yang terlalu lama di gudang juga dapat menurunkan kualitas produk.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*, 4th Edition. Philadelphia: Pearson Education, Inc., ISBN: 0-321-32216-9, 2006.
- [2] D. Rodiah and Yunita, "Peramalan produksi pempek dengan metode moving average dan exponential smoothing," *J. Inform. Dan Rekayasa Komput.*, vol. 2, no. 1, pp. 131-140, 2022.
- [3] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and V. E. McGee, *Metode Dan Aplikasi Peramalan*, Edisi 2. Jakarta: Erlangga, 1993.
- [4] D. N. Gujarati, *Basic Econometrics*, 4th Edition. The McGraw-Hill Companies, Inc., ISBN: 0-07-112342-3, 2003.
- [5] B. L. Bowerman and R. T. O'Connell, *Forecasting and Time Series: An Applied Approach*, 3rd Edition. Belmont: Duxbury Press, 1993.
- [6] W. W. Daniel and A. T. K. W., *Statistik nonparametrik terapan*, Cetakan 1. Jakarta: PT. Gramedia, ISBN: 979-403-640-4, 1989.
- [7] J. G. De Gooijer and R. J. Hyndman, "25 years of time series forecasting," *Int. J. Forecast.*, vol. 22, no. 3, pp. 443-473, Jan. 2006, doi: 10.1016/j.ijforecast.2006.01.001.