PERAMALAN PRODUKSI CRUDE PALM OIL (CPO) MENGGUNAKAN METODE ARIMA PADA PT. SAMPOERNA AGRO TBK

Tri Oktarina[1)] dan Rasmila[2)]
[1]Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Bina Darma
[2]Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Bina Darma
JL. Jenderal A. Yani No. 03, Kota Palembang, 30264
Telp : (+62 711) 515679, 515581, 515582, Fax : (+62 711) 515581, 515582
E-mail : tri_oktarina@binadarma.ac.id

Abstrak

PT Sampoerna Agro Tbk merupakan perusahaan yang bergerak dalam bidang perkebunan seperti kelapa sawit, karet, sagu dan lain sebagainya. Dimana jumlah produksi minyak kelapa sawit mentah atau crude palm oil (CPO) tidak menentu setiap bulannya. Penelitian ini bertujuan untuk menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam memprediksi dan memperkirakan jumlah produksi CPO untuk periode berikutnya pada PT Sampoerna Agro Tbk. Objek penelitian ini adalah jumlah produksi minyak kelapa sawit mentah atau crude palm oil (CPO) sedangkan data yang digunakan merupakan data historis dari jumlah produksi CPO selama 3 (tiga) tahun dari perusahaan. Dengan menggunakan metode ARIMA diharapkan dapat menghasilkan peramalan hasil produksi yang akurat untuk tahun selanjutnya agar perusahaan dapat mengambil keputusan yang tepat apabila produksi tanaman kelapa sawit mengalami penurunan dan perusahaan dapat terus meningkatkan hasil produksi crude palm oil (CPO).

Kata kunci: *peramalan, ARIMA, CPO*

1. PENDAHULUAN

PT Sampoerna Agro Tbk bergerak dalam beberapa bidang seperti perkebunan kelapa sawit, karet, sagu dan lain sebagainya di Sumatera Selatan dan merupakan salah satu produsen terbesar kelapa sawit dan inti sawit di Indonesia. Minyak kelapa sawit dapat diolah menjadi bahan makanan seperti mentega, lemak untuk masakan (*shortening*), bahan tambahan coklat, bahan baku es krim, pembuatan asam lemak, vanaspati, bahan baku berbagai industry dan bahan makanan ternak. Selain itu kegunaan minyak kelapa sawit juga digunakan sebagai bahan kosmetik dan obat-obatan yaitu sebagai krim, *shampo*, *lotion* dan vitamin A. selain dikembangkan sebagai minyak goreng, minyak kelapa sawit dapat diaplikasikan untuk mensintesiskan berbagai produk pangan karena kandungan *mikronutrien* yang tinggi seperti *karotenoid* (500-700 ppm) dan vitamin E (1000 ppm) menurut Pardamean [1]. Salah satu hasil olahan yang ada di PT Sampoerna Agro Tbk yaitu *Crude Palm Oil* (CPO) atau minyak sawit mentah atau yang belum dimurnikan. *Crude Palm Oil* (CPO) atau minyak kelapa sawit berasal dari daging buah (*mesocarp*) kelapa sawit yang berwarna merah.

Pada tiga tahun terakhir produksi CPO pada PT Sampoerna Agro Tbk mengalami ketidakstabilan jumlah produksi. Ketidakstabilan produksi minyak sawit ini di sebabkan dari beberapa faktor seperti faktor alam atau iklim. Untuk mengatasi masalah ketidakstabilan jumlah produksi maka dilakukan peramalan agar perusahaan mengetahui besarnya jumlah produksi CPO untuk masa yang akan datang dan memudahkan perusahaan dalam pengambilan keputusan berdasarkan hasil peramalan. Peramalan (*forecasting*) didefinisikan sebagai alat atau teknik untuk memprediksi atau memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data atau informasi yang relevan, baik data atau informasi lama maupun data atau informasi saat ini [2]. Menurut Heizer dan Render mengatakan bahwa peramalan (*forecasting*) adalah seni atau ilmu untuk memperkirakan kejadian di masa depan yang dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data historis dan memproyeksikannya ke masa mendatang dengan suatu bentuk model matematis [3]. Peramalan memerlukan pengambilan data historis dan memproyeksikannya ke masa depan dengan beberapa bentuk model matematis.

Metode ARIMA merupakan solusi yang digunakan untuk mengatasi masalah tersebut. Oleh karena itu salah satu persyaratan yang sangat penting untuk mengoptimalkan hal tersebut adalah dengan cara peningkatan

Copyright © 2018 SESINDO

produksi. ARIMA merupakan metode peramalan atau *forecasting* sehingga hasil peramalan menjadi optimal. Metode ARIMA adalah metode peramalan yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins merupakan model yang tidak mengasumsikan pola tertentu pada data historis yang diramalkan dan model yang secara penuh mengabaikan independen variabel dalam membuat peramalan. Teknik analisis data dengan metode ARIMA dilakukan karena merupakan teknik untuk mencari pola yang paling cocok dari sekelompok data (*curve fitting*), dengan demikian ARIMA memanfaatkan sepenuhnya data masa lalu dan sekarang untuk melakukan peramalan jangka pendek yang akurat [4].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Produksi

Secara umum produksi merupakan menghasilkan atau meningkatkan suatu barang untuk memenuhi kebutuhan. Proses produksi adalah tahap-tahap yang harus dilewati dalam memproduksi barang atau jasa. Proses produksi merupakan sebagai langkah yang diperlukan untuk mengubah atau mengkoversi input (sumber daya manusia, bahan baku, peralatan dan lain sebagainya) menjadi output (barang maupun jasa) dimana akibat proses transformasi ini nilai output menjadi lebih besar dari nilai input. Proses produksi dapat dibedakan baik atas dasar karakteristik aliran prosesnya maupun tipe pesanan langganan. Dimensi klasifikasi proses produksi pertama adalah aliran produk atau urutan opera-operasinya. Adapun tipe aliran produk dibagi menjadi tiga yaitu garis, interminten dan proyek.

2.2 Crude Palm Oil (CPO)

Crude Palm Oil (CPO) merupakan minyak sawit yang belum dimurnikan, yang ketika diekstrak dari *mesocarp* buah sawit, masih dalam bentuk mentah dan harus menjalani pengolahan dan penyulingan lebih lanjut untuk menjadi minyak sawit murni. *Crude Palm Oil* (CPO) atau minyak kelapa sawit berasal dari daging buah (*mesocarp*) kelapa sawit yang berwarna merah. Keunggulan minyak kelapa sawit selain tersusun dari asam lemak tidak jenuh dan asam lemak jenuh, juga mengandung *beta karoten* atau *pro-vitamin* A dan *pro-vitamin* E (*tokoferol* dan *tokotriol*) yang sangat diperlukan dalam proses metabolism dalam tubuh manusia dan sebagai antioksidan. Hasil pengolahan kelapa sawit dapat dikelompokkan menjadi bahan makanan, bahan non makanan, bahan kosmetika dan farmasi [5].

2.3 Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan adalah perkiraan di waktu yang lalu dan penggunaan kebijakan terhadap proyeksi-proyeksi dan pola-pola di waktu yang lalu untuk menganalisis peristiwa dimasa mendatang. Menurut Tita Deitiana dalam buku *Manajemen Operasional Strategi dan Analisa (Service* dan *Manufactur)* mengemukakan bahwa peramalan (*forecasting*) merupakan seni dan ilmu untuk memprediksi kejadian di masa mendatang. Peramalan bertujuan memperoleh ramalan yang dapat mengurangi kesalahan meramal yang biasanya diukur dengan menggunakan metode *Mean Squared Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan lainnya [6].

2.4 Jenis-Jenis Metode Peramalan (*Forecasting*)

Berdasarkan sifatnya peramalan dapat dilakukan secara kuantitatif maupun kualitataif. Pengukuran secara kuantitatif menggunakan metode statistik, sedangkan pengukuran secara kualitatif berdasarkan pendapat (*judgement)* dari yang melakukan peramalan. Berkaitan dengan ini maka dikenal-lah istilah prakiraan dan prediksi dalam peramalan. Prakiraan didefinisikan sebagai proses peramalan suatu variabel (kejadian) di masa datang dengan berdasarkan data variabel itu pada masa sebelumnya. Sementara prediksi adalah proses peramalan variabel di masa mendatang dengan lebih mendasarkan pada pertimbangan intuisi daripada data masa lampau [7].

Metode kuantitatif yang digunakan dalam prakiraan dapat dikelompokkan dalam 2 jenis yaitu metode eksplanatori (deret berkala) dan metode serial waktu (*time series)*.

1. Ekplanatori (Deret Berkala)
2. Serial Waktu (*Time Series*)

Metode *time series* adalah metode peramalan dengan menggunakan analisa pola hubungan antara variabel yang akan diperkirakan dengan variabel waktu atau analisis *time series*, antara lain:

1. Metode *Smoothing*
2. Metode *Box-Jenkins* (ARIMA)
3. Metode Peramalan *Trend*

Copyright © 2018 SESINDO

3. ANALISIS DATA

Data yang dianalisis adalah data hasil produksi *crude palm oil* pada PT Sampoerna Agro Tbk sebanyak 36 data runtun waktu dari bulan Januari 2015 sampai dengan Desember 2017. Data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Historis *Crude Palm Oil*

Produksi Crude Palm Oil PT Sampoerna Agro Tbk			
BULAN	Tahun (Ton)		
	2015	2016	2017
Januari	18,056	31,402	39,948
Febriari	17,304	18,313	25,569
Maret	22,928	13,963	18,349
April	26,668	11,507	16,757
Mei	32,347	12,143	19,396
Juni	39,718	11,399	16,686
Juli	35,551	8,372	26,045
Agustus	37,208	12,043	28,542
September	34,205	27,826	32,849
Oktober	47,033	48,070	33,213
November	39,823	53,257	36,720
Desember	37,195	49,391	28,685
JUMLAH	**388.037**	**296.687**	**322.761**

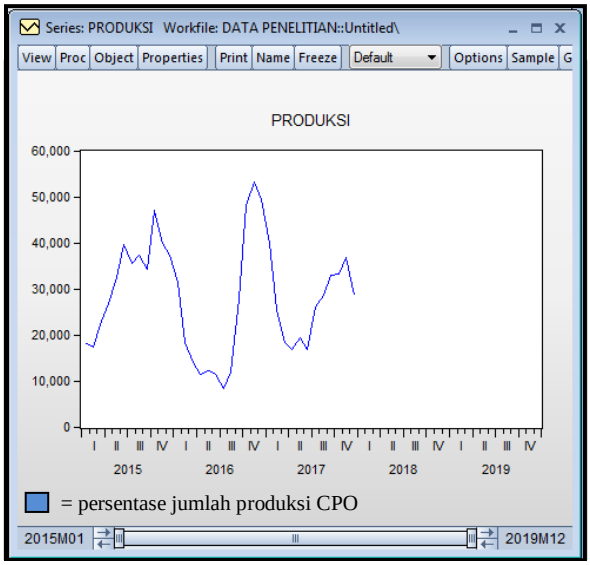
Sumber : PT Sampoerna Agro Tbk

Dengan telah dikumpulkannya data-data yang diperlukan dalam penelitian ini, maka langkah selanjutnya adalah menganalisis data untuk mendapatkan hasil agar peneliti mengetahui apakah perkiraan jumlah produksi *crude palm oil* (CPO) ke depan dengan peramalan menggunakan metode ARIMA di PT Sampoerna Agro Tbk mengalami peningkatan atau penurunan atau berfluktuasi dengan membandingkan hasil data historis yang diperoleh dari perusahaan dengan hasil penelitian ini. Maka dari itu untuk mendapatkan hasil peramalan yang akurat harus melakukan tahapan-tahapan dengan menggunakan metode ARIMA sebagai berikut:

3.1 Identifikasi Model

Identifikasi model sementara dilakukan dengan cara membandingkan distribusi koefisien autokorelasi dan koefisien autokorelasi parsial. Apabila data tidak stasioner maka dilakukan penstasioneran terlebih dahulu dengan metode pembedaan (*differencing*). Stasioneritas terjadi pada sebuah data jika tidak terdapat peningkatan maupun penurunan pada data. Frekuensi data berada disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu. Secara grafik, autokorelasi data yang tidak stasioner memperlihatkan suatu *trend* searah diagonal dari kanan ke kiri bersama dengan meningkatnya jumlah *time lag*. Jumlah *differencing* yang dilakukan untuk mencapai stasioner dinotasikan sebagai *d*.

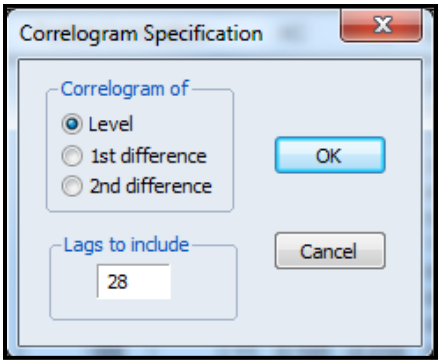
Sebelum melakukan analisis, kita harus mengetahui terlebih dahulu apakah data runtun waktu yang kita gunakan sudah stasioner dengan menggunak *software* Eviews versi 8.1 yang terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik data historis

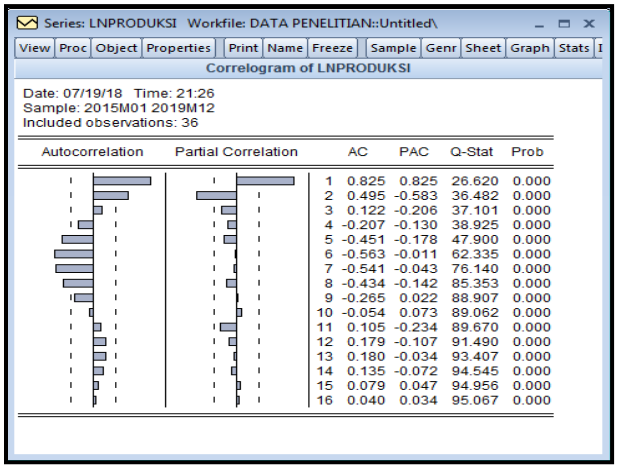
Copyright © 2018 SESINDO

Adapun proses stasioneristas data apabila data belum stasioner dapat dilakukan sebanyak tiga kali. Proses pembedaan atau *differencing* pertama bernilai d=0, proses *differencing* kedua atau disebut dengan lag-1 atau orde-1 bernilai d=1 dan proses *differencing* ketiga atau lag-2 bernilai d=2. Proses *differencing* atau pembedaan menggunakan *software Eviews* versi 8.1 dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Proses differencing dengan Eviews

Garis *Bartlett* adalah garis yang ditandai dengan garis terputus-putus di kanan kiri garis tengah baik dengan grafik autokorelasi maupun autokorelasi parsial. *Outputdifferencing* pertama atau d=0 akan diperoleh pada gambar 4.3.



Series: LNPRODUKSI Workfile: DATA PENELITIAN::Untitled\

View | Proc | Object | Properties | Print | Name | Freeze | Sample | Genr | Sheet | Graph | Stats

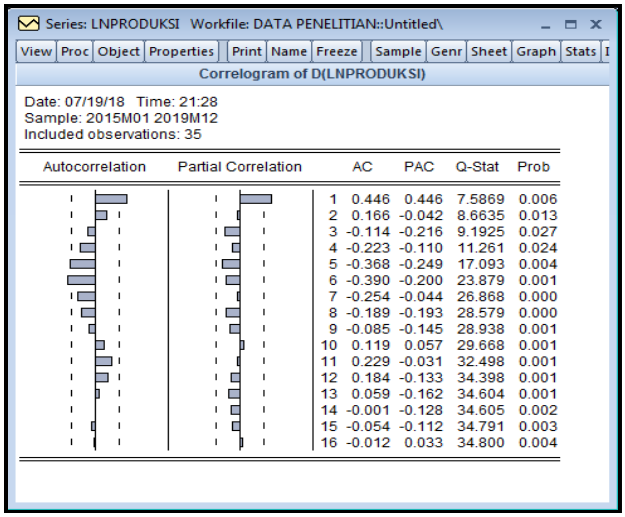
Correlogram of LNPRODUKSI

Date: 07/19/18 Time: 21:26
Sample: 2015M01 2019M12
Included observations: 36

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.825	0.825	26.620	0.000
		2	0.495	-0.583	36.482	0.000
		3	0.122	-0.206	37.101	0.000
		4	-0.207	-0.130	38.925	0.000
		5	-0.451	-0.178	47.900	0.000
		6	-0.563	-0.011	62.335	0.000
		7	-0.541	-0.043	76.140	0.000
		8	-0.434	-0.142	85.353	0.000
		9	-0.265	0.022	88.907	0.000
		10	-0.054	0.073	89.062	0.000
		11	0.105	-0.234	89.670	0.000
		12	0.179	-0.107	91.490	0.000
		13	0.180	-0.034	93.407	0.000
		14	0.135	-0.072	94.545	0.000
		15	0.079	0.047	94.956	0.000
		16	0.040	0.034	95.067	0.000

Gambar 3. Korelogram dan Uji Stasioneritas

Grafik autokorelasi dan autokorelasi parsial diatas menunjukkan bahwa belum semua batang berada di dalam garis terputus-putus (garis *Bartlett*). Hal ini menunjukkan bahwa data belum bersifat stasioner sehingga data perlu di transformasikan dengan mendiferen 1 lag. Korelogram autokorelasi dan autokorelasi parsial pada *differencing* lag-1 menunjukkan bahwa hampir semua batang berada di dalam garis terputus-putus (garis *Bartlett*). Hal ini menunjukkan bahwa data sudah bersifat stasioner setelah di *differencing* lag-1.



Series: LNPRODUKSI Workfile: DATA PENELITIAN::Untitled\

View | Proc | Object | Properties | Print | Name | Freeze | Sample | Genr | Sheet | Graph | Stats

Correlogram of D(LNPRODUKSI)

Date: 07/19/18 Time: 21:28
Sample: 2015M01 2019M12
Included observations: 35

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.446	0.446	7.5869	0.006
		2	0.166	-0.042	8.6635	0.013
		3	-0.114	-0.216	9.1925	0.027
		4	-0.223	-0.110	11.261	0.024
		5	-0.368	-0.249	17.093	0.004
		6	-0.390	-0.200	23.879	0.001
		7	-0.254	-0.044	26.868	0.000
		8	-0.189	-0.193	28.579	0.000
		9	-0.085	-0.145	28.938	0.001
		10	0.119	0.057	29.668	0.001
		11	0.229	-0.031	32.498	0.001
		12	0.184	-0.133	34.398	0.001
		13	0.059	-0.162	34.604	0.001
		14	-0.001	-0.128	34.605	0.002
		15	-0.054	-0.112	34.791	0.003
		16	-0.012	0.033	34.800	0.004

Gambar 4. Korelogram dan Uji Stasioneritas Differencing lag-1

Copyright © 2018 SESINDO

Korelogram autokorelasi dan autokorelasi parsial pada *differencing* lag-1 menunjukkan bahwa hampir semua batang berada di dalam garis terputus-putus (garis *Bartlett*). Hal ini menunjukkan bahwa data sudah bersifat stasioner setelah di *differencing* lag-1.

Setelah memperoleh data yang stasioner maka selanjutnya menentukan bentuk dari model yang akan digunakan dengan membandingkan koefisien autokorelasi atau *autocorrelation function* (ACF) dan autokorelasi parsial atau *partial autocorrelation function* (PACF) dari data tersebut. Plot ACF dan PACF dapat menunjukan identifikasi model dari data apabila data yang digunakan stasioner. Model mengikuti *autoregressive* (AR) orde p jika plot PACF signifikan pada semua lag p dan plot ACF menurun secara eksponensial menuju nol. Bentuk plot AFC dan PACF terlihat pada Tabel 2.

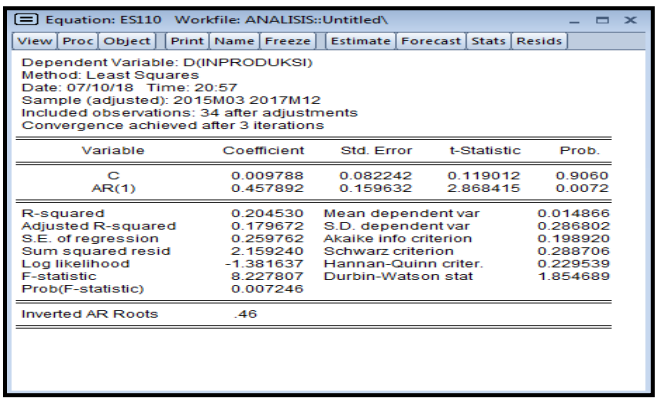
Tabel 2. Identifikasi Model dengan ACF dan PACF

Tipe Model	Pola ACF	Pola PACF
AR (*p*)	*Dies down* (menurun) mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus	Cut off (terputus) setelah lag ke-p
MA (*q*)	*Cut off* setelah *lag* ke-*q*	Dies down (menurun) mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus
ARMA (*p,q*)	*Dies down* setelah *lag* (*q-p*)	Dies down setelah lag (p-q)
ARIMA (*p,d,q*)	*Cut off* (terputus) setelah *lag* (*q-p*) menuju nol dengan pembedaan	Cut off (terputus) setelah lag (p-q) menuju nol dengan pembedaan

Dari plot autokorelasi (ACF) dan autokorelasi parsial (PACF) mengalami *cut off* (turun drastis). Jika *cut off* pada ACF dan PACF maka kemungkinan pertama p=1 dan q=0 kemudian kemungkinan kedua p=0 dan q=1. Sehingga jika digabung dengan d maka kemungkinan ARIMA (p,d,q) adalah ARIMA (1,1,0), (1,1,1) dan (0,1,1). Bentuk *differencing* pertama (*d=1*) adalah $Z_t = Z_t - Z_{t-1}$.

3.2 Estimasi Parameter Model

Estimasi parameter ARIMA menggunakan *trial* dan *error* untuk menentukan model ARIMA terbaik. Dengan mengestimasi model ARIMA (1,1,0), (1,1,1), (0,1,1) dan mengestimasi beberapa model ARIMA lainnya untuk benar-benar mendapatkan model ARIMA yang terbaik. Gambar 5, 6, 7, dan 8 merupakan tahapan estimasi parameter model ARIMA yaitu pilih *Quick* kemudian *Estimate equation* dan akan tampil seperti berikut.



Equation: ES110 Workfile: ANALISIS::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

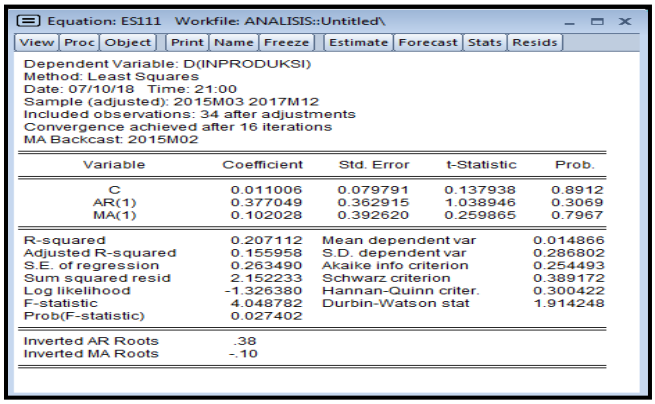
Dependent Variable: D(INPRODUKSI)
Method: Least Squares
Date: 07/10/18 Time: 20:57
Sample (adjusted): 2015M03 2017M12
Included observations: 34 after adjustments
Convergence achieved after 3 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.009788	0.082242	0.119012	0.9060
AR(1)	0.457892	0.159632	2.868415	0.0072

R-squared	0.204530	Mean dependent var	0.014866
Adjusted R-squared	0.179672	S.D. dependent var	0.286802
S.E. of regression	0.259762	Akaike info criterion	0.198920
Sum squared resid	2.159240	Schwarz criterion	0.288706
Log likelihood	-1.381637	Hannan-Quinn criter.	0.229539
F-statistic	8.227807	Durbin-Watson stat	1.854689
Prob(F-statistic)	0.007246		

Inverted AR Roots .46

Gambar 5. Estimasi Parameter (1,1,0)



Equation: ES111 Workfile: ANALISIS::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Dependent Variable: D(INPRODUKSI)
Method: Least Squares
Date: 07/10/18 Time: 21:00
Sample (adjusted): 2015M03 2017M12
Included observations: 34 after adjustments
Convergence achieved after 16 iterations
MA Backcast: 2015M02

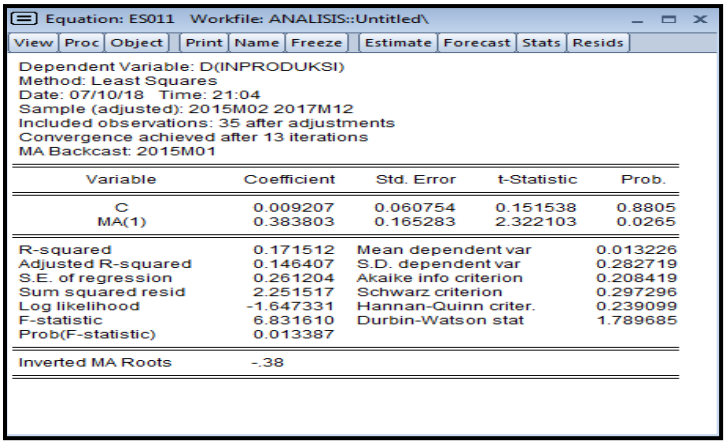
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.011006	0.079791	0.137938	0.8912
AR(1)	0.377049	0.362915	1.038946	0.3069
MA(1)	0.102028	0.392620	0.259865	0.7967

R-squared	0.207112	Mean dependent var	0.014866
Adjusted R-squared	0.155958	S.D. dependent var	0.286802
S.E. of regression	0.263490	Akaike info criterion	0.254493
Sum squared resid	2.152233	Schwarz criterion	0.389172
Log likelihood	-1.326380	Hannan-Quinn criter.	0.300422
F-statistic	4.048782	Durbin-Watson stat	1.914248
Prob(F-statistic)	0.027402		

Inverted AR Roots .38
Inverted MA Roots -.10

Gambar 6. Estimasi Parameter (1,1,1)

Copyright © 2018 SESINDO



Equation: ES011 Workfile: ANALISIS::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

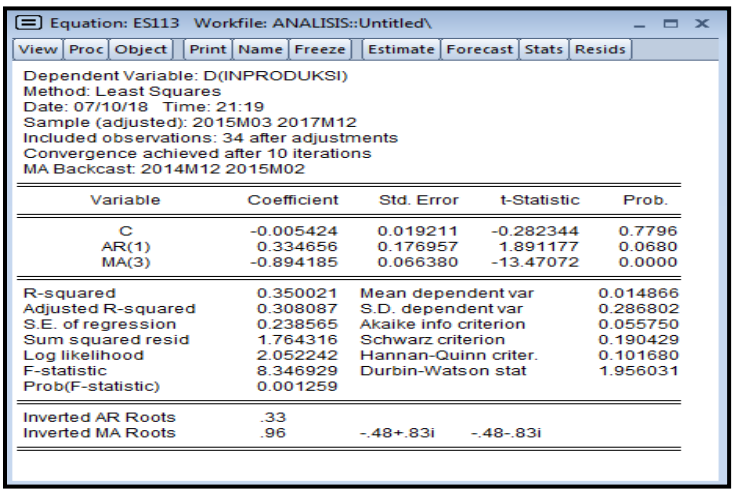
Dependent Variable: D(INPRODUKSI)
Method: Least Squares
Date: 07/10/18 Time: 21:04
Sample (adjusted): 2015M02 2017M12
Included observations: 35 after adjustments
Convergence achieved after 13 iterations
MA Backcast: 2015M01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.009207	0.060754	0.151538	0.8805
MA(1)	0.383803	0.165283	2.322103	0.0265

R-squared	0.171512	Mean dependent var	0.013226
Adjusted R-squared	0.146407	S.D. dependent var	0.282719
S.E. of regression	0.261204	Akaike info criterion	0.208419
Sum squared resid	2.251517	Schwarz criterion	0.297296
Log likelihood	-1.647331	Hannan-Quinn criter.	0.239099
F-statistic	6.831610	Durbin-Watson stat	1.789685
Prob(F-statistic)	0.013387		

Inverted MA Roots	-.38

Gambar 7. Estimasi Parameter (0,1,1)



Equation: ES113 Workfile: ANALISIS::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Dependent Variable: D(INPRODUKSI)
Method: Least Squares
Date: 07/10/18 Time: 21:19
Sample (adjusted): 2015M03 2017M12
Included observations: 34 after adjustments
Convergence achieved after 10 iterations
MA Backcast: 2014M12 2015M02

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.005424	0.019211	-0.282344	0.7796
AR(1)	0.334656	0.176957	1.891177	0.0680
MA(3)	-0.894185	0.066380	-13.47072	0.0000

R-squared	0.350021	Mean dependent var	0.014866
Adjusted R-squared	0.308087	S.D. dependent var	0.286802
S.E. of regression	0.238565	Akaike info criterion	0.055750
Sum squared resid	1.764316	Schwarz criterion	0.190429
Log likelihood	2.052242	Hannan-Quinn criter.	0.101680
F-statistic	8.346929	Durbin-Watson stat	1.956031
Prob(F-statistic)	0.001259		

Inverted AR Roots	.33		
Inverted MA Roots	.96	-.48+.83i	-.48-.83i

Gambar 8. Estimasi Parameter (1,1,3)

Berdasarkan dari estimasi yang telah dilakukan selanjutnya dapat dilakukan pemilihan model terbaik, dilihat dari signifikan nilai probabilitasnya atau melihat nilai *Akaike Info Criterion* (AIC) dan *Schwarz Criterion* (SC) dengan melihat nilai terkecil:

Tabel 3. Parameter ARIMA

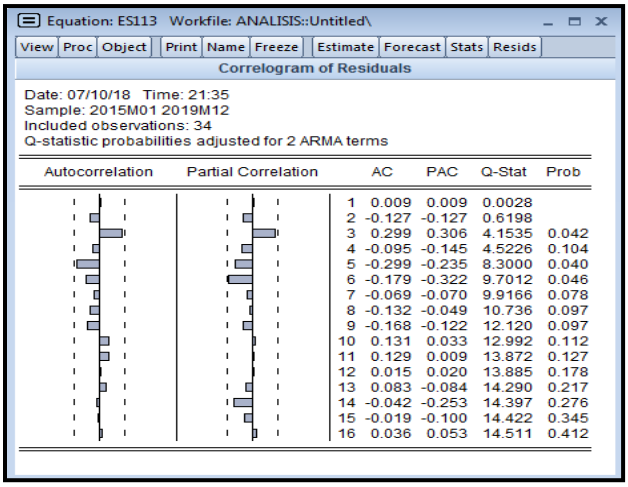
Parameter	***AIC***	***SC***
ARIMA (1,1,0)	0,198	0,288
ARIMA (1,1,1)	0,254	0,389
ARIMA (0,1,1)	0,208	0,297
ARIMA (2,1,2)	0,383	0,519
ARIMA (1,2,1)	0,297	0,433
ARIMA (2,1,1)	0,258	0,394
ARIMA (1,1,2)	0,253	0,388
ARIMA (3,1,1)	0,308	0,445
ARIMA (1,1,3)	0,055	0,190

Berdasarkan Tabel 3 di atas maka model terbaik yang dapat digunakan adalah model ARIMA (1,1,3) yang merupakan model terbaik karena memiliki nilai AIC dan SC terkecil dan model ARIMA (1,1,0) memiliki nilai AIC dan SC terkecil berdasarkan hasil ramalan sementara hasil *diagnostic check* dapat dilihat pada diagnosa atau verifikasi model dan kedua model ARIMA tersebut akan di diagnosa sebagai tahap lanjutan proses *forecasting*.

3.3 Diagnosa atau Verifikasi Model

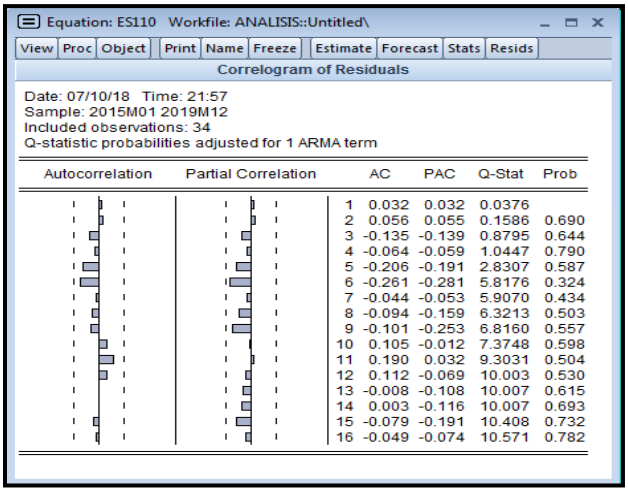
Setelah menduga parameter langkah selanjutnya adalah menguji kedua model apakah model sudah baik untuk digunakan. Untuk melihat model parameter yang baik bisa dilihat dari residualnya dengan melakukan *overfitting* atau menguji kelayakan model yang sudah ditentukan yaitu model ARIMA (1,1,3) dan ARIMA (1,1,0).

Copyright © 2018 SESINDO



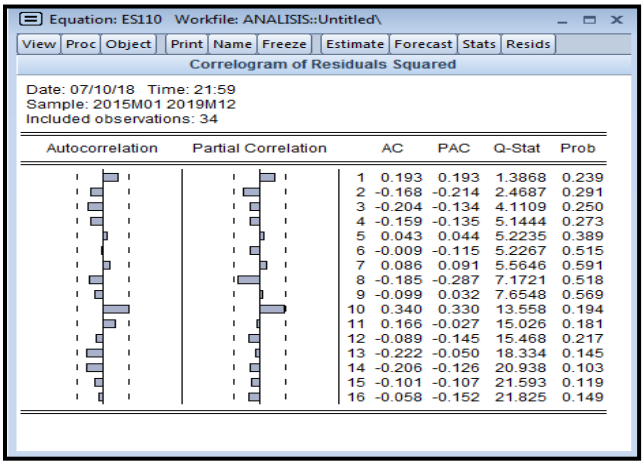
Gambar 9. Uji asumsi korelasi residual ARIMA (1,1,3)

Berdasarkan hasil *diagnostic check* dan uji asumsi korelasi residual terhadap model ARIMA (1,1,3) masih terdapat beberapa nilai Prob. < lebih kecil dari alpha = 0.000 < 0.05 maka tolak H0 yang berarti data residual tidak berdistribusi normal.



Gambar 10. Uji asumsi korelasi residual ARIMA (1,1,3)

Dari hasil *output* model ARIMA (1,1,0) diatas terlihat bahwa semua nilai prob. > alpha = 0.000 > 0.05 maka H1 parameter signifikan yang berarti data residual berdistribusi normal.



Gambar 11. Uji asumsi heteroskedastisitas

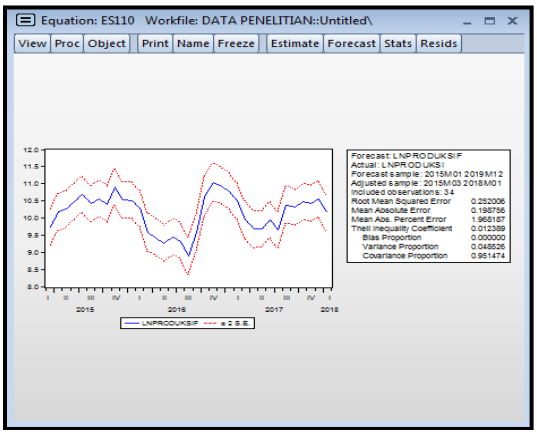
Copyright © 2018 SESINDO

Berdasarkan uji signifikasi parameter yang dibahas pada landasan teori bahwa uji asumsi heteroskedastisitas terlihat pada semua nilai probabilitas atau p-value > a =0,05 sehingga membutikan bahwa model ARIMA (1,1,0) adalah model terbaik untuk melakukan *forecasting*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil

Setelah mendapatkan model ARIMA terbaik dengan mendiagnosa model ARIMA (1,1,0) selanjutnya adalah proses meramal atau *foresacting* hasil *crude palm oil* (CPO) untuk dua tahun yang akan datang pada PT Sampoerna Agro Tbk.



Gambar 12. Hasil Estimasi Peramalan

Berdasarkan gambar 9 dapat diketahui bahwa nilai estimasi peramalan pada periode kedepan yaitu periode Januari 2018 s/d Desember 2019 yakni ada 24 periode cenderung mengalami penurunan jumlah produksi pada tahun 2018 dan mengalami peningkatan produksi pada tahun 2019. Berikut pada gambar di bawah ini adalah hasil *output* peramalan atau *forecasting* yang dilakukan pada peramalan minyak sawit mentah atau *Crude Palm Oil* (CPO) pada PT Sampoerna Agro Tbk.

	Last updated: 07/10/18 - 22:13
	Modified: 2015M01 2019M12 // forecastproduksi=exp(inproduksif)
2015M01	NA
2015M02	NA
2015M03	17060.48
2015M04	17040.30
2015M05	17121.68
2015M06	17250.35
2015M07	17401.69
2015M08	17564.37
2015M09	17733.22
2015M10	17905.83
2015M11	18081.11
2015M12	18258.56
2016M01	18437.97
2016M02	18619.24
2016M03	18802.34
2016M04	18987.26
2016M05	19174.01
2016M06	19362.59
2016M07	19553.04
2016M08	19745.36
2016M09	19939.57
2016M10	20135.69
2016M11	20333.74
2016M12	20533.74
2017M01	20735.71
2017M02	20939.66
2017M03	21145.62
2017M04	21353.60
2017M05	21563.64
2017M06	21775.73
2017M07	21989.91
2017M08	22206.20
2017M09	22424.62
2017M10	22645.18
2017M11	22867.92
2017M12	23092.84
2018M01	23319.98
2018M02	23549.35
2018M03	23780.98
2018M04	24014.88
2018M05	24251.09
2018M06	24489.62
2018M07	24730.49
2018M08	24973.74
2018M09	25219.38
2018M10	25467.43
2018M11	25717.92
2018M12	25970.88
2019M01	26226.32
2019M02	26484.28
2019M03	26744.78
2019M04	27007.83
2019M05	27273.48
2019M06	27541.74
2019M07	27812.63
2019M08	28086.19
2019M09	28362.44
2019M10	28641.41
2019M11	28923.12
2019M12	29207.60

Gambar 13. Nilai Estimasi Peramalan

Copyright © 2018 SESINDO

4.2 Pembahasan

Berdasarkan hasil ramalan *Crude Palm Oil* (CPO) dengan menggunakan data dari Januari 2015 s.d Desember 2017 untuk meramalkan jumlah CPO pada periode Januari 2018 s.d Desember 2019, berikut Tabel 4 adalah hasil ramalan *Crude Palm Oil* (CPO) pada PT Sampoerna Agro Tbk periode.

Tabel 4. Hasil Peramalan *Crude Palm Oil* (CPO)

Hasil Peramalan *Crude Palm Oil* (CPO)		
Bulan	Tahun (Ton)	
	2018	**2019**
Januari	23.319	26.226
Februari	23.549	26.484
Maret	23.780	26.744
April	24.014	27.007
Meil	24.251	27.273
Juni	24.489	27.541
Juli	24.730	27.812
Agustus	24.973	28.086
September	25.219	28.362
Oktober	25.467	28.641
November	25.717	28.923
Desember	25.970	29.207
Jumlah	**295.478**	**332.306**

Berdasarkan hasil *forecast* dengan menggunakan *software* Eviews versi 8.1 dijelaskan bahwa peramalan *Crude Palm Oil* (CPO) pada PT Sampoerna Agro Tbk periode Januari 2018 s.d Desember 2019 yakni mengalami penurunan produksi pada tahun 2018 dan kembali mengalami peningkatan produksi pada tahun 2019. Penurunan produksi pada tahun 2018 dibandingkan dari tahun 2017 dikarenakan dampak fluktuasi kondisi variabilitas iklim dan cuaca ekstrim yang memberi dampak bagi sektor perkebunan. Menurut (sumber: www.bmkg.go.id) pada awal tahun 2018 kondisi *La Nina* skala lemah menuju netral, dampak dari kondisi variasi iklim di Indonesia mengakibatkan beberapa bencana *hidrometeorologi* seperti banjir, longsor, kekeringan dan kebakaran lahan dan hutan tetap saja terjadi pada tahun 2018. Sehingga dari dampak cuaca yang ekstrim tersebut membuat produksi kelapa sawit menurun akibat curah hujan yang rendah. Menurut hasil peramalan penulis menggunakan metode ARIMA pada tahun 2019 jumlah produksi CPO pada PT Sampoerna Agro Tbk mengalami peningkatan karena menurut prediksi tahun 2018 merupakan tahun pemulihan secara volume produksi, seiring berkurangnya efek cuaca buruk terhadap produksi kelapa sawit yang akan berdampak pada peningkatan produksi tahun 2019.

Ketidakstabilan produksi *Crude Palm Oil* (CPO) atau minyak sawit mentah disebabkan adanya beberapa faktor atau indikasi seperti faktor alam atau iklim dimana intensitas curah hujan sangat mempengaruhi jumlah produksi kelapa sawit yang dihasilkan, indikasi hama dan penyakit tanaman, kondisi tanah yang sudah mengeras akibat penggunaan pupuk kimia yang berlebihan menyebabkan tanah sulit untuk menyerap unsur hara atau mineral-mineral penting dan kesalahan yang disebabkan dari *human error* seperti pemupukan yang tidak benar, prosedur pemanen kelapa sawit yang salah sehingga membuat pohon sawit menjadi *stress* akan menurunkan jumlah panen selanjutnya yang akan berdampak pada jumlah kelapa sawit yang di panen tidak stabil untuk menghasilkan produksi minyak sawit mentah atau *Crude Palm Oil* (CPO).

Adapun yang harus dilakukan oleh PT Sampoerna Agro Tbk adalah melakukan efisiensi pada sarana pendukung produktivitas serta melakukan teknik penanganan pasca panen untuk menjaga kualitas dalam meningkatkan jumlah produksi *Crude Palm Oil* (CPO). Teknik pasca panen meliputi pemanenan sawit yang secara umum dapat dipanen setelah 3,5 tahun dari masa pemanenan, penentuan masa panen, teknik pemanenan, perontokan atau tindakan untuk memisahkan buah sawit pada tandannya, pengangkutan yaitu buah sawit yang sudah dipanen harus segera diolah, penggilingan sawit dengan mencacah sawit agar minyak yang terkandung dalam sawit bisa dikeluarkan, ekstraksi yang merupakan proses mengeluarkan minyak yang masih tersisa dalam ampas sawit dengan cara diperas dan pemurnian yang merupakan langkah akhir dari teknik pasca panen sawit.

Copyright © 2018 SESINDO

5. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan pembahasan dan evaluasi sebelumnya, maka diperoleh simpulan sebagai berikut:

1. Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang diproses dengan menggunakan *software* Eviews versi 8.1 dapat mengindentifikasi peramalan *Crude Palm Oil* (CPO) dengan sangat baik. Dari proses pengolahan data di identifikasi ada dua model ARIMA yang dapat digunakan dalam meramalkan jumlah produksi minyak sawit mentah yaitu ARIMA (1,1,3) dan ARIMA (1,1,0). Kedua model tersebut di uji kembali dengan diagnosa residual, hasil dari diagnosa residual di dapat lah model ARIMA terbaik yakni model ARIMA (1,1,0).
2. Dari hasil peramalan dapat diketahui bahwa nilai estimasi peramalan pada 24 periode yaitu periode Januari 2018 s.d Desember 2019 yakni mengalami peningkatan setiap bulannya namun berdasarkan tahun, hasil produksi mengalami penurunan produksi pada tahun 2018 sebesar 295.478 ton dari tahun sebelumnya dan mengalami peningkatan produksi *Crude Palm Oil* (CPO) pada tahun 2019 sebesar 332.306 ton.
3. Ketidakstabilan produksi *Crude Palm Oil* (CPO) atau minyak sawit mentah disebabkan karena tidak menentunya jumlah kelapa sawit yang menghasilkan CPO yang disebabkan adanya beberapa faktor atau indikasi seperti faktor alam atau iklim, indikasi hama dan penyakit tanaman, dan kesalahan yang disebabkan dari *human error* sehingga jumlah kelapa sawit yang di panen tidak stabil untuk menghasilkan produksi minyak sawit mentah atau *Crude Palm Oil* (CPO).

5.2 Saran

Beberapa saran yang dapat diberikan dari hasil penelitian yang telah dilakukan:

1. Metode ARIMA ini dapat diterapkan pada PT. Sampoerna Agro Tbk dalam meramalkan jumlah produkis optimal dari CPO. Selain itu, metode ini juga dapat digunakan dalam meramalkan hasil produksi lainnya pada PT. Sampoerna Agro Tbk
2. Untuk peneliti selanjutnya, dapat menerapkan metode ARIMA pada perusahaan-perusahaan lainnya dengan data-data yang lebih lengkap.

6. DAFTAR RUJUKAN

[1] Azriati, K.F dkk. 2014. *Verifikasi Model Arima Musiman Menggunakan Peta Kendali Moving Range (Studi Kasus : Kecepatan Rata-rata Angin di Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Stasiun Meteorologi Maritim Semarang*. Jurnal Gaussian, Vol. 3 No. 4.

[2] Chairunnisa. 2015. *Analisa Prediksi Jumlah Penjualan Tiket Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) pada PT Charisma Rasa Sayang Holidays Medan*. Jurnal Pelita Irformatika Budi Darma, Vol. 9 No. 1.

[3] Desvina, A.P dkk. 2015. *Peramalan Metode Box-Jenkins Dalam Meramalkan Indeks Harga Konsumen di Kota Pekanbaru*. Jurnal Sains Matematika dan Statistika, Vol. 1 No. 1.

[4] Hadijah. 2013. *Peramalan Operasional Reservasi Dengan Program Minitab Menggunakan Pendekatan ARIMA PT Surindo Andalan*. Jurnal The Winners. Vol. 14, No. 1.

[5] Hadiyanti R. 2013. *Implementasi Peraturan Pemerintah Nomor 8 Tahun 2003 Tentang Pedoman Organisasi Perangkat Daerah Pemerintah Kota Samarinda*. eJournal Ilmu Pemerintahan, 2013, 1 (3) 985-997.

[6] Octavia, T dkk. 2013. *Peramalan Stok Barang Untuk Membantu Pengambilan Keputusan Pembelian Barang Pada Toko Bangunan XYZ Dengan Metode ARIMA*. Seminar Nasional Informatika (SEMNASIF 2013).

[7] Wibowo, H dkk. 2012. *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Terklasifikasi Berbasis Metode Autoregressive Integrated Moving average*. Jurnal Electrans, Vol. 11, No. 2.

Copyright © 2018 SESINDO