

# Peramalan Produksi Kelapa di Indragiri Hilir dengan Pendekatan Model *Autoregressive Integrated Moving Average*

## *Forecasting Coconut Production in Indragiri Hilir with Autoregressive Integrated Moving Average Model*

<sup>1</sup>Hermiza Mardesci\*, <sup>2</sup>Maryam, <sup>3</sup>Khairul Ihwan

<sup>1</sup>Teknologi Pangan, Fakultas Pertanian, Universitas Islam Indragiri

<sup>2</sup>Teknik Industri Agro, Politeknik ATI Padang

<sup>3</sup>Teknik Industri, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam Indragiri

Jalan Provinsi Parit 1 Tembilahan Hulu, Indragiri Hilir, Riau, Indonesia

Jalan Bungo Pasang Tabing, Padang, Sumatera Barat, Indonesia

\*e-mail: [hermizamardesci@unisi.ac.id](mailto:hermizamardesci@unisi.ac.id)

(received: 26 Desember 2022, revised: 29 Desember 2022, accepted: 30 Desember 2022)

### Abstrak

Indragiri Hilir adalah salah satu kabupaten di Provinsi Riau yang merupakan penghasil kelapa terbesar di Indonesia. Berdasarkan data statistik, jumlah produksi kelapa di Indragiri Hilir tercatat sekitar 313.396 ton pada Tahun 2021, tetapi produksinya menurun dari tahun ke tahun. Jumlah produksi kelapa yang akan datang perlu diketahui, sehingga bisa dicarikan solusi agar produksi kelapa di Indragiri Hilir bisa kembali meningkat. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui perkiraan atau peramalan produksi kelapa untuk 5 tahun yang akan datang. Hal ini berguna untuk mengetahui sejauh mana penurunan produksi kelapa selama rentang waktu tersebut, sehingga bisa dicarikan solusinya. Dalam penelitian ini, peramalan jumlah produksi kelapa dilakukan dengan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah model yang secara penuh mengabaikan independen variabel dalam membuat peramalan. Analisis data pada penelitian ini menggunakan aplikasi EViews sebagai alat bantu untuk peramalan. Berdasarkan hasil peramalan bahwa jumlah produksi kelapa untuk 5 tahun yang akan datang (2022-2026) adalah menurun. Jika hal ini dibiarkan, lama kelamaan Indragiri Hilir tidak lagi menjadi penghasil kelapa terbesar di Riau. Solusi yang diberikan adalah peremajaan atau *replanting* terhadap lahan tanaman yang rusak dan tua perlu ditingkatkan. Dalam hal ini, perlu peranan pemerintah dalam meningkatkan program peremajaan tanaman, khususnya pada perkebunan rakyat.

**Kata kunci:** peramalan, kelapa, ARIMA, peremajaan.

### Abstract

*Indragiri Hilir is one of the districts in Riau Province which is the largest coconut producer in Indonesia. Based on statistical data, total coconut production in Indragiri Hilir was recorded at around 313,396 tons in 2021, but production has decreased from year to year. It is necessary to know the amount of future coconut production, so that a solution can be found so that coconut production in Indragiri Hilir can increase again. The purpose of this research is to find out the estimation or forecasting of coconut production for the next 5 years. This is useful to know the extent of the decline in coconut production during this time, so that a solution can be found. In this study, forecasting the amount of coconut production was carried out using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method. The Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) is a model that completely ignores independent variables in making forecasts. Data analysis in this study uses the EViews application as a tool for forecasting. Based on the forecasting results that the amount of coconut production for the next 5 years (2022-2026) is decreasing. If this is allowed to continue, over time Indragiri Hilir will no longer be the largest coconut producer in Riau. The solution given is replanting of damaged and old crop land that needs to be improved. In this case, the government's role is needed in increasing plant replanting programs, especially in smallholder plantations.*

**Keywords:** forecasting, coconut, ARIMA, replanting.

## 1 Pendahuluan

Salah satu kabupaten yang merupakan penghasil kelapa terbanyak di Indonesia adalah Indragiri Hilir. Kabupaten Indragiri Hilir ini terletak di Provinsi Riau. Jumlah produksi kelapa di Indragiri Hilir tercatat sekitar 313.396 ton pada Tahun 2021 [1]. Berdasarkan data statistik, terlihat bahwa produksi kelapa di Indragiri Hilir menurun setiap tahunnya. Penyebab menurunnya produksi tersebut adalah banyaknya tanaman kelapa tua yang sudah tidak produktif. Jika hal ini tidak diatasi, lama kelamaan Indragiri Hilir tidak lagi menjadi kabupaten terbanyak yang menghasilkan kelapa di Indonesia. Oleh sebab itu, perlu diketahui atau diramalkan jumlah produksi kelapa yang akan datang, sehingga bisa dicarikan solusi agar produksi kelapa di Indragiri Hilir bisa meningkat. Peramalan produksi kelapa ini perlu dilakukan karena berkaitan dengan kebutuhan bahan baku kelapa bagi industri nasional. Menurut Kepala Puslitbangun, Badan Penelitian dan Pengembangan Pertanian Kementan, terjadi kelangkaan bahan baku kelapa bagi industri. Hal ini disebabkan oleh rendahnya produktivitas kelapa per tahun [2]. Oleh sebab itu, perlu dilakukan peramalan terhadap produksi kelapa tersebut.

Peramalan jumlah produksi kelapa dapat dilakukan dengan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* atau yang disingkat dengan ARIMA. ARIMA adalah sebuah metode yang digunakan untuk *forecasting* atau peramalan. Nama lain ARIMA adalah metode runtun waktu yang ditemukan oleh Box-Jenkins. Untuk peramalan jangka pendek, ARIMA memiliki ketepatan yang sangat baik [3], namun kurang baik untuk peramalan jangka panjang. Pada periode yang agak panjang, biasanya terdapat hasil yang konstan atau mendatar.

Dalam membuat ramalan, model ARIMA ini secara penuh mengabaikan independen variabel. Untuk menghasilkan ramalan yang akurat, model ARIMA menjadikan nilai masa lalu dan nilai saat ini dari variabel dependen. Jika pengamatan dari deret waktu saling berhubungan secara statistik, maka model ARIMA cocok dijadikan sebagai metode peramalan.

Pada penelitian ini, model ARIMA digunakan untuk *forecasting* produksi kelapa di Indragiri Hilir. Analisis data dengan model ARIMA dilakukan dengan cara menemukan pola yang sesuai dari sekumpulan data. Model ARIMA memakai data masa lalu dan juga data saat ini secara utuh untuk melakukan *forecasting* yang tepat dan akurat pada jangka pendek. Tujuan peramalan pada penelitian ini adalah untuk mengetahui perkiraan atau ramalan produksi kelapa untuk 5 tahun berikutnya, sehingga bisa mengetahui sejauh mana penurunan produksi kelapa selama rentang waktu tersebut. Hal ini berguna untuk memudahkan semua stakeholder dalam pengambilan keputusan untuk mencarikan solusinya berdasarkan hasil peramalan.

## 2 Tinjauan Literatur

Beberapa analisis runtun waktu bisa digunakan untuk memperkirakan, meramalkan atau memprediksi data pada waktu mendatang. Untuk peramalan tersebut, bisa digunakan metode sederhana, seperti analisis regresi. Namun, analisis regresi biasanya lebih cocok digunakan untuk data *trend*. Box dan Jenkins mengembangkan sebuah metode yang terkenal dengan istilah ARIMA atau *Autoregressive Integrated Moving Average*.

Bentuk umum dari model ARIMA adalah ARIMA (p, d, q), dimana p, d, q adalah bilangan bulat positif. Nilai p adalah derajat autoregresi (*lags of the stationarized series*), nilai d adalah derajat integrasi (*series which needs to be differenced to be made stationary*), sedangkan nilai q adalah kesalahan perkiraan (*lags of the forecast errors*). ARIMA (p, d, q) ini memiliki 3 kemungkinan model, yaitu AR (p), MA (q), dan ARMA (p, q).

Model ARIMA ini sudah banyak digunakan untuk berbagai macam peramalan, seperti peramalan konsumsi listrik [4-6], peramalan konsumsi energi [7-9], peramalan permintaan semen, paving blok, dan juga kipas angin [10-12], dan termasuk juga peramalan tentang inflasi di Indonesia [13]. Selain itu, di bidang pertanian juga digunakan untuk meramalkan produksi kelapa sawit [14, 15], peramalan produksi CPO [16, 17], peramalan jumlah tanaman kelapa sawit [18], peramalan produksi, dan juga penjualan teh hijau [19, 20] dan peramalan produksi atau penjualan lainnya.

Beberapa penelitian tersebut menunjukkan bahwa model ARIMA sangat cocok digunakan untuk peramalan. Hal ini disebabkan karena model ARIMA bisa meramalkan beberapa variabel secara tepat dan akurat. Sejalan dengan hal tersebut, [21] juga menyatakan bahwa peramalan dengan model ARIMA jauh lebih akurat jika dibandingkan dengan peramalan dengan model GARCH. Nilai *average*

MAPE dari peramalan dengan model ARIMA lebih rendah dibandingkan nilai *average* MAPE dari peramalan dengan model GARCH. Hal ini berarti bahwa model ARIMA lebih cocok digunakan untuk peramalan.

Untuk memudahkan penggunaan model ARIMA, ada beberapa program komputer yang bisa digunakan, seperti EViews, Minitab, dan juga SPSS. Menurut [22] untuk peramalan dengan menggunakan metode ARIMA, lebih baik dengan bantuan EViews dibandingkan dengan minitab, karena memiliki nilai *Mean Squared Error* (MSE) yang jauh lebih kecil dibandingkan dengan menggunakan minitab. Nilai MSE yang kecil atau mendekati nol menunjukkan bahwa peramalan yang dihasilkan sesuai dengan data aktual, sehingga bisa digunakan untuk perhitungan peramalan di periode mendatang.

### 3 Metode Penelitian

Penelitian ini adalah penelitian kuantitatif yang menggunakan metode deskriptif, dimana berdasarkan fakta yang diperoleh akan diungkap suatu data apa adanya. Penelitian kuantitatif ini identik dengan penggunaan angka, baik pada saat pengumpulan dan penafsiran data, maupun pada saat penyajian hasilnya [23]. Menurut [24] penelitian deskriptif kuantitatif memberikan deskripsi keadaan saat ini secara terperinci dan mendalam.

Penelitian deskriptif kuantitatif dalam penelitian ini untuk meramalkan dan mendeskripsikan produksi kelapa di Indragiri Hilir pada periode mendatang berdasarkan data sekunder dari tahun-tahun sebelumnya yang terdapat pada [1]. Data jumlah produksi kelapa di Kabupaten Indragiri Hilir sejak Tahun 2001 sampai Tahun 2021 disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1. Data Produksi Kelapa di Indragiri Hilir**

Tahun	Jumlah Produksi Kelapa (ton)	Tahun	Jumlah Produksi Kelapa (ton)	Tahun	Jumlah Produksi Kelapa (ton)
2001	451.867	2008	472.609	2015	357.012
2002	428.365	2009	458.230	2016	357.168
2003	428.365	2010	416.677	2017	317.116
2004	402.950	2011	390.927	2018	317.117
2005	478.965	2012	374.262	2019	315.277
2006	453.583	2013	360.959	2020	313.360
2007	461.576	2014	359.372	2021	313.396

Sumber : Badan Pusat Statistika Indragiri Hilir

Tabel 1 merupakan data jumlah produksi kelapa di Indragiri Hilir dari Tahun 2001 sampai Tahun 2021. Teknik pengumpulan data pada penelitian ini berdasarkan studi pustaka, yakni mengambil data dari Badan Pusat Statistika dari Tahun 2002 sampai Tahun 2022. Data yang dikumpulkan ini digunakan untuk peramalan jumlah produksi kelapa di Indragiri Hilir pada tahun berikutnya dengan menggunakan model *autoregressive integrated moving average*.

Model *autoregressive integrated moving average* atau yang sering dikenal dengan ARIMA, adalah model yang dikembangkan oleh dua orang yang bernama George Box dan Gwilyn Jenkins [25]. Oleh karena itu, model ini juga dikenal sebagai model Box Jenkins yang diambil dari nama penemunya. Model ARIMA merupakan gabungan dari model *autoregressive* (AR) dengan model *moving average* (MA). Kedua model gabungan ini mampu mewakili *time series* atau deret waktu, baik yang stasioner maupun non-stasioner.

Setelah melakukan plot data, maka ditentukan apakah data yang digunakan tersebut sudah stasioner atau belum. Untuk mengidentifikasi stasioner dalam rata-rata, pada penelitian ini dilakukan uji *Augmented Dickey Fuller*. Uji ini dilakukan dengan tujuan untuk melihat apakah data runtun waktu mengandung akar unit atau *unit root*. Hipotesis uji *Augmented Dickey Fuller* adalah sebagai berikut:

$H_0 : \delta = 0$  (Terdapat *unit root*, variabel Y belum stasioner)

$H_1 : \delta \neq 0$  (Tidak terdapat *unit root*, variabel Y sudah stasioner)

Model ARIMA hanya dapat diterapkan pada deret waktu yang stasioner. Jika data tidak stasioner, maka dilakukan pemeriksaan pada beberapa data dengan menentukan nilai  $d$ . Selain menentukan nilai  $d$ , juga dilakukan penentuan jumlah *lag* residual ( $q$ ), dan nilai *lag* dependen ( $p$ ) yang digunakan untuk model.

Setelah identifikasi stasioneritas data, maka dilanjutkan dengan identifikasi model. Identifikasi model ini dilakukan dengan membuat plot AC dan PACF. ACF atau *autocorrelation function* adalah koefisien yang menggambarkan hubungan linier antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$ , sedangkan PACF atau *partial autocorrelation function* adalah fungsi yang digunakan untuk melihat keeratan hubungan linier antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$ , jika pengaruh dari pengamatan  $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$  terhadap  $Z_{t+k}$  telah dihilangkan [3]. Koefisien autokorelasi parsial yang berorde  $m$  secara matematis didefinisikan sebagai koefisien *autoregressive* terakhir dari model AR ( $m$ ). Untuk penentuan model ARIMA ( $p, d, q$ ) bisa dilihat dari grafik autokorelasi dan autokorelasi parsial, yang telah di-*difference*-kan [26].

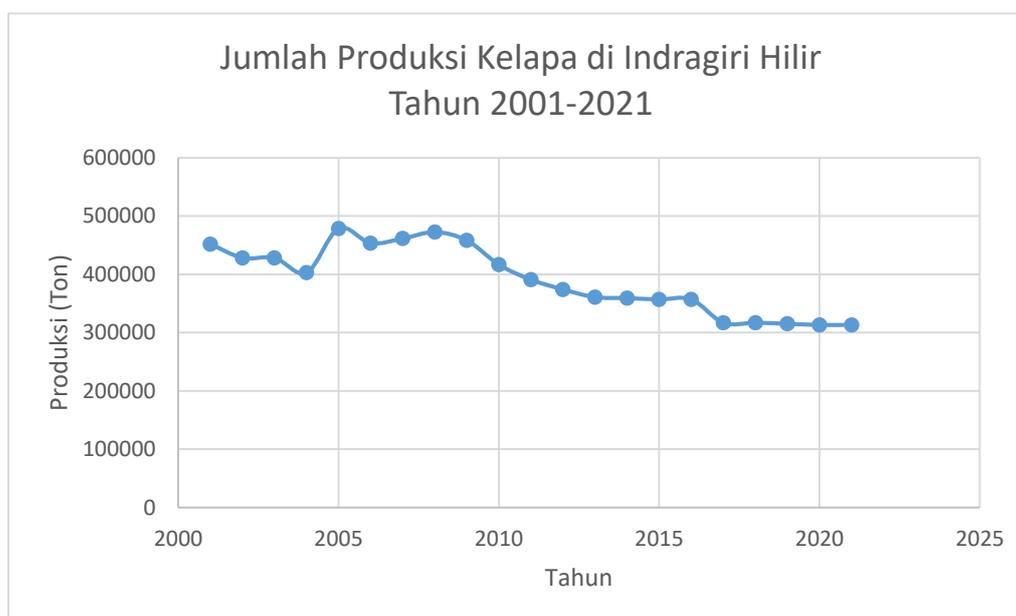
Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model *autoregressive* dan *moving average*. Jika terdeteksi proses AR adalah murni, maka parameter diestimasi dengan *least square* (kuadrat terkecil). Namun jika teridentifikasi pola MA, maka dilakukan dengan cara memaksimumkan fungsi kemungkinan (*maximum likelihood*). Setelah melaksanakan estimasi parameter model, maka dilakukan *diagnostic checking* atau uji kelayakan model. Pada pengujian ini, akan dilihat sejauh mana model yang digunakan, apakah sudah benar atau belum.

Setelah diperoleh model yang terbaik, maka tahap selanjutnya adalah peramalana atau *forecasting*. Peramalan merupakan kegiatan menerka, memprediksi atau memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa mendatang. Perkiraan tersebut merupakan perhitungan yang objektif yang dilakukan dengan memanfaatkan informasi atau data dari masa lampau [27, 28].

Analisis data pada penelitian ini menggunakan aplikasi EViews sebagai alat bantu untuk *forecasting*. EViews merupakan sebuah program yang terkomputerisasi. EViews bisa digunakan untuk pengolahan data, baik ekonometrika maupun statistika. Pada data statistika, EViews bisa menyelesaikan persoalan dalam bentuk *time series, cross section, dan data panel* [29].

#### 4 Hasil dan Pembahasan

Hasil pengumpulan data tentang produksi kelapa di Kabupaten Indragiri Hilir dari Tahun 2001 sampai Tahun 2021 seperti yang terlihat pada Tabel 1, diolah dan dianalisis dengan menggunakan aplikasi EViews. Plot data produksi kelapa disajikan pada Gambar 1. Pada Gambar 1 dapat terlihat bahwa produksi kelapa di Kabupaten Indragiri Hilir dari Tahun 2001 mengalami penurunan sampai Tahun 2021.



Gambar 1. Produksi Kelapa di Indragiri Hilir dari Tahun 2001 - 2021

#### 4.1 Uji Stasioner

Hasil pengujian stasioner pada tingkat level dapat dilihat pada hasil output ADF (*Augmented Dickey Fuller*) yang disajikan pada Tabel 2.

**Tabel 2. Hasil Uji Stasioner pada Tingkat Level**

Null Hypothesis: Y has a unit root  
 Exogenous: Constant  
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=4)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.712055	0.8218
Test critical values: 1% level	-3.808546	
5% level	-3.020686	
10% level	-2.650413	

Pada Tabel 2 dapat dilihat bahwa nilai p-value atau probabilitas adalah 0.8218 yang lebih besar dari  $\alpha = 0.05$ , maka  $H_0$  diterima. Hal ini berarti bahwa data tersebut memiliki unit root, atau data tersebut tidak stasioner pada tingkat level. Setelah itu dilakukan pengujian stasioner pada tingkat 1<sup>st</sup> difference. Hasil uji ADF pada tingkat 1<sup>st</sup> difference disajikan pada Tabel 3.

**Tabel 3. Hasil Uji Stasioner pada Tingkat 1<sup>st</sup> Difference**

Null Hypothesis: D(Y) has a unit root  
 Exogenous: Constant  
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=4)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-5.267000	0.0005
Test critical values: 1% level	-3.831511	
5% level	-3.029970	
10% level	-2.655194	

Pada Tabel 3 terlihat bahwa hasil pengujian ADF di tingkat 1<sup>st</sup> difference, memiliki nilai probabilitas atau p-value = 0.0005 yang artinya  $< \alpha = 0.05$ , maka  $H_0$  ditolak. Hasil ini menunjukkan bahwa data tersebut stasioner pada 1<sup>st</sup> difference.

#### 4.2 Identifikasi Model

Setelah diperoleh data stasioner, maka dilanjutkan dengan mengidentifikasi model. Identifikasi model ini dilakukan dengan cara melakukan pengujian korelasi. Hasil pengujian korelasi disajikan pada Tabel 4.

Pada Tabel 4 dapat dilihat bahwa plot ACF (autokorelasi) dan plot PACF (autokorelasi parsial) mengalami turun drastis atau *cut off* pada baris pertama. Oleh karena 1<sup>st</sup> difference itu berarti nilai  $d=1$ , maka kemungkinan model pertama adalah  $p=1$ , dan  $q=0$ , dan kemungkinan model kedua adalah  $p=0$ , dan  $q=1$ . Setelah digabungkan dengan nilai  $d$ , maka kandidat model yang sesuai atau kemungkinan nilai ARIMA ( $p, d, f$ ) dapat berupa ARIMA (1,1,0) atau disingkat dengan AR (1), dan ARIMA (0,1,1) atau disingkat dengan MA (1).

Selanjutnya dilakukan pendugaan parameter terhadap kedua kandidat model yang terdiri dari AR (1) dan MA (1) tersebut. Hasil estimasi parameter untuk model AR (1) disajikan pada Tabel 5, sedangkan hasil estimasi parameter untuk model MA (1) disajikan pada Tabel 6.

**Tabel 4. Plot Autokorelasi (ACF) dan Plot Autokorelasi Parsial (PACF)**

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.229	-0.229	1.2156	0.270
		2	0.152	0.105	1.7790	0.411
		3	-0.098	-0.046	2.0280	0.567
		4	-0.050	-0.101	2.0962	0.718
		5	-0.236	-0.269	3.7354	0.588
		6	-0.068	-0.187	3.8821	0.693
		7	0.054	0.045	3.9811	0.782
		8	0.001	0.013	3.9812	0.859
		9	-0.014	-0.108	3.9887	0.912
		10	-0.039	-0.189	4.0546	0.945
		11	0.102	0.011	4.5618	0.951
		12	-0.256	-0.242	8.1681	0.772

**Tabel 5. Hasil Pendugaan Parameter pada Model AR (1)**

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-6833.786	6431.558	-1.062540	0.3029
AR(1)	-0.224321	0.512495	-0.437704	0.6671
SIGMASQ	5.45E+08	1.48E+08	3.689786	0.0018
R-squared	0.053900	Mean dependent var		-6923.550
Adjusted R-squared	-0.057406	S.D. dependent var		24621.55
S.E. of regression	25318.41	Akaike info criterion		23.25651
Sum squared resid	1.09E+10	Schwarz criterion		23.40587
Log likelihood	-229.5651	Hannan-Quinn criter.		23.28567
F-statistic	0.484249	Durbin-Watson stat		1.934575
Prob(F-statistic)	0.624404			
Inverted AR Roots	-.22			

**Tabel 6. Hasil Pendugaan Parameter pada Model MA (1)**

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-6852.905	5890.268	-1.163428	0.2607
MA(1)	-0.189226	0.473950	-0.399254	0.6947
SIGMASQ	5.50E+08	1.56E+08	3.524272	0.0026
R-squared	0.044136	Mean dependent var		-6923.550
Adjusted R-squared	-0.068319	S.D. dependent var		24621.55
S.E. of regression	25448.71	Akaike info criterion		23.26602
Sum squared resid	1.10E+10	Schwarz criterion		23.41538
Log likelihood	-229.6602	Hannan-Quinn criter.		23.29518
F-statistic	0.392479	Durbin-Watson stat		2.021550
Prob(F-statistic)	0.681344			
Inverted MA Roots	.19			

Pada Tabel 5 dan Tabel 6 sudah dapat terlihat nilai masing-masing parameter, seperti nilai *adjusted R-square*, *sum squared resid*, *akaike info criterion*, *schwarz criterion*. Keempat parameter ini digunakan untuk menentukan model mana yang cocok untuk *forecasting*. Namun, sebelum dipilih model yang cocok, terlebih dahulu dilakukan diagnosa model.

### 4.3 Diagnosa Model

Diagnosa model digunakan untuk memeriksa apakah kedua model tersebut sudah baik untuk digunakan. Sebuah model dikatakan baik, jika residualnya *white noise*. Salah satu teknik yang digunakan untuk melihat *white noise* adalah dengan melakukan uji *correlogram* ACF dan PACF dari residual. Jika ACF dan juga PACF tidak signifikan, maka model dikatan cocok karena mengindikasikan residual *white noise*. Uji *correlogram of residuals* pada model AR (1) disajikan pada Tabel 7, sedangkan untuk model MA (1) disajikan pada Tabel 8.

**Tabel 7. Hasil Uji Correlogram of Residuals pada Model AR (1)**

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.018	0.018	0.0073	
		2 0.089	0.089	0.2026	0.653
		3 -0.082	-0.086	0.3783	0.828
		4 -0.135	-0.142	0.8785	0.831
		5 -0.286	-0.275	3.2728	0.513
		6 -0.120	-0.116	3.7227	0.590
		7 0.043	0.071	3.7843	0.706
		8 0.008	-0.029	3.7867	0.804
		9 -0.024	-0.142	3.8103	0.874
		10 -0.021	-0.151	3.8290	0.922
		11 0.047	-0.004	3.9363	0.950
		12 -0.228	-0.248	6.8023	0.815

**Tabel 8. Hasil Uji Correlogram of Residuals pada Model MA (1)**

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.026	-0.026	0.0154	
		2 0.130	0.130	0.4307	0.512
		3 -0.096	-0.091	0.6672	0.716
		4 -0.120	-0.144	1.0638	0.786
		5 -0.277	-0.270	3.3106	0.507
		6 -0.114	-0.124	3.7215	0.590
		7 0.033	0.072	3.7575	0.709
		8 0.001	-0.025	3.7575	0.807
		9 -0.019	-0.140	3.7722	0.877
		10 -0.031	-0.165	3.8145	0.923
		11 0.058	0.005	3.9783	0.948
		12 -0.229	-0.241	6.8671	0.810

Pada Tabel 7 dan Tabel 8 dapat terlihat bahwa semua nilai probabilitas lebih besar dari  $\alpha = 0,05$ . Nilai probabilitas lebih besar dari  $\alpha$  ini artinya tidak ada lag yang signifikan, atau tidak ada korelasi antar residual, residual sudah homogen, dan tidak ada pola pada residual. Hal ini menunjukkan bahwa residualnya adalah *white noise* sehingga dapat dikatakan bahwa kedua model tersebut sudah cocok untuk *forecasting*.

Berdasarkan 4 paramater yang terdapat pada Tabel 6 dan Tabel 7, yaitu nilai *adjusted R-square*, *sum squared resid*, *akaike info criterion*, *schwarz criterion*, maka dapat dipilih model mana yang paling cocok. Pemilihan tersebut berdasarkan perbandingan dari keempat parameter tersebut. Model terbaik ditandai oleh nilai *sum squared residu* yang lebih kecil, nilai *adjusted R-squared* yang lebih besar, nilai *akaike info criterion* yang lebih kecil, serta nilai *schwarz criterion* yang lebih kecil. Berdasarkan perbandingan keempat parameter tersebut, maka yang masuk kriteria adalah model AR (1). Untuk selanjutnya, dilakukan peramalan atau *forecasting* dengan menggunakan model AR (1).

#### 4.4 Forecasting

Setelah model yang cocok diperoleh, maka peramalan (*forecasting*) bisa dilakukan. Hasil peramalan untuk 5 tahun mendatang dengan model AR (1) disajikan pada Tabel 9.

**Tabel 9. Hasil Peramalan dengan Menggunakan Model AR (1)**

Tahun	Jumlah Produksi Kelapa (ton)
2022	294.743,2
2023	287.909,5
2024	281.075,7
2025	274.241,9
2025	267.408,1

Pada Tabel 9 dapat dilihat bahwa jumlah produksi kelapa menurun dari tahun ke tahun. Kalau hal seperti ini dibiarkan, lama kelamaan Indragiri Hilir tidak lagi menjadi penghasil kelapa terbesar di Riau. Sementara itu, penghasilan 70% masyarakat Indragiri Hilir berasal dari kelapa. Luas kebun kelapa di Indragiri Hilir adalah 11,39% dari luas perkebunan kelapa nasional, dimana sebanyak 340.778 ha adalah kebun milik rakyat, dan sebanyak 48.264 ha adalah milik perusahaan. Kebun kelapa rakyat masih ada yang sudah menghasilkan sekitar 263.445 ha, sedangkan tanaman yang belum menghasilkan 16.303 ha. Namun, masih banyak luas lahan tanaman yang rusak dan sudah tua, yakni mencapai 61.025 ha. Tanaman rusak ini disebabkan oleh genangan air, dan juga serangan hama seperti babi hutan, monyet, kumbang tanduk, tupai, dan lain-lain [30].

Sejalan dengan hal tersebut, [31] menyatakan bahwa faktor-faktor yang memberikan pengaruh pada produksi kelapa di lahan gambut adalah luasnya lahan perkebunan dan jumlah pohon yang produktif, sedangkan faktor yang memberikan pengaruh pada produksi kelapa di lahan mineral adalah terusi. Hal utama yang menyebabkan penurunan produksi kelapa di Indragiri Hilir adalah terjadinya penurunan luas lahan. Penyebab penurunan luas lahan tersebut adalah kurang produktifnya cara pengelolaan, sehingga tidak ada perhatian terhadap tanaman yang sudah rusak dan tua [32].

Oleh sebab itu, perlu dilakukan peremajaan atau *replanting* terhadap tanaman kelapa. Selama tahun 2021, Kabupaten Indragiri Hilir telah memperoleh alokasi *replanting* atau peremajaan tanaman kelapa dengan luas 200 hektar, dimana 100 hektar adalah dana dari APBN, sedangkan 100 hektar bersumber dari APBD [32]. Peremajaan kelapa ini sebenarnya sudah dilakukan sejak tahun 2009 sebesar 9.481 ha dari sumber APBN, 1.942 ha dari APBD Provinsi, dan 1.984 ha dari APBD kabupaten [30]. Namun, jika dilihat dari luas lahan tanaman rusak dan tua, *replanting* ini masih perlu ditingkatkan. Apalagi tanaman kelapa membutuhkan waktu 6 sampai 8 tahun untuk menghasilkan buah, dan membutuhkan waktu sekitar 12 sampai 25 tahun untuk mencapai puncak produksi [33].

Selain penurunan luas lahan, penyebab menurunnya produksi kelapa adalah banyaknya petani kelapa beralih ke komoditas sawit [32]. Untuk mengantisipasi hal ini, pemerintah telah memprogramkan untuk tidak memberikan izin terkait alih fungsi perkebunan kelapa menjadi kebun sawit [34]. Program seperti ini seharusnya bisa mencegah para petani kelapa beralih menjadi petani sawit.

#### 5 Kesimpulan

Berdasarkan peramalan yang dilakukan dengan metode ARIMA, diketahui bahwa produksi kelapa di Indragiri Hilir terjadi penurunan. Oleh sebab itu, peremajaan atau *replanting* terhadap lahan tanaman yang rusak dan tua perlu ditingkatkan, karena menurut data yang ada, masih ada sekitar 61.025 ha lahan dengan tanaman yang rusak dan tua. Dalam hal ini, perlu peranan pemerintah dalam meningkatkan program peremajaan tanaman, khususnya pada perkebunan rakyat.

## Referensi

- [1] BPS, *Indragiri Hilir dalam Angka*. Tembilahan: Badan Pusat Statistik, 2022.
- [2] MediaPerkebunan.id, "Penyebab Industri Kelapa Kekurangan Bahan Baku," 19 Januari 2017.
- [3] W. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate*. London: Pearson Education, 2006.
- [4] Suhartono and A. J. Endharta, "Peramalan Konsumsi Listrik Jangka Pendek dengan Arima Musiman Ganda dan Elman-Recurrent Neural Network," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, vol. 7, no. 4, pp. 183-190, 2009.
- [5] F. Mahia, A. R. Dey, M. A. Masud, and M. S. Mahmud, "Forecasting Electricity Consumption using ARIMA Model," in *2019 International Conference on Sustainable Technologies for Industry 4.0 (STI)*, 24-25 Dec. 2019 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/STI47673.2019.9068076.
- [6] N. Izudin, R. Sokkalingam, H. Daud, H. Mardesci, and A. Husin, "Forecasting Electricity Consumption in Malaysia by Hybrid ARIMA-ANN," 2021, pp. 749-760.
- [7] S. Barak and S. S. Sadegh, "Forecasting energy consumption using ensemble ARIMA–ANFIS hybrid algorithm," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 82, pp. 92-104, 2016/11/01/ 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2016.03.012>.
- [8] C. Nichiforov, I. Stamatescu, I. Făgărășan, and G. Stamatescu, "Energy consumption forecasting using ARIMA and neural network models," in *2017 5th International Symposium on Electrical and Electronics Engineering (ISEEE)*, 20-22 Oct. 2017 2017, pp. 1-4, doi: 10.1109/ISEEE.2017.8170657.
- [9] S. Ozturk and F. Ozturk, "Forecasting Energy Consumption of Turkey by Arima Model," *Journal of Asia Scientific Research*, vol. 8, no. 2, pp. 52-60, 2018.
- [10] B. S. Wirdyacahya and M. Prastuti, "Peramalan Permintaan Semen di PT. XYZ Menggunakan Time Series Regression dan Arima," *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 11, no. 1, pp. D96-D101, 2022.
- [11] A. Nofiyanto, R. A. Nugroho, and D. Kartini, "Peramalan Permintaan Paving Blok dengan Metode Arima," in *Konferensi Nasional Sistem dan Informatika*, Denpasar - Bali, 2015: STMIK STIKOM.
- [12] D. D. Pangestu, B. Sumartono, and W. T. Bhirawa, "Analisis Peramalan Permintaan Produk Kipas Angin dengan Metode Arima (Autoregressive Integrated Moving Average untuk Menentukan Persediaan Safety Stock dan Service Level pada PT. Catur Sukses Internasional," *Jurnal Teknik Industri*, vol. 8, no. 2, pp. 14-24, 2019.
- [13] G. L. Ramadhan, D. A. R., and H. Sussanto, "Peramalan Inflasi Indonesia dengan Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average," *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 10, no. 3, pp. 627-636, 2021.
- [14] A. Budiari, "Peramalan Produksi TBS Kelapa Sawit dengan Model Arima dan Model Fungsi Transfer Input Ganda," Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, Bogor, 2013.
- [15] W. Apriani and R. Hayati, "Metode Arima untuk Memodelkan Volume Produksi Kelapa Sawit pada PT. Socfindo di Kabupaten Aceh Tamiang," *Jurnal ABSIS*, vol. 3, no. 2, pp. 309-319, 2021.
- [16] T. Oktarina and Rasmila, "Peramalan Produksi Crude Palm Oil (CPO) Menggunakan Metode Arima pada PT. Sampoerna Agro Tbk," in *Seminar Nasional Sistem Informasi Indonesia*, 2018: Sesindo.
- [17] K. Laia, "Peramalan Produksi Crude Palm Oil (CPO) di Provinsi Riau dengan Pendekatan Model Arima (Autoregresif Integrated Moving Average)," Prodi Agribisnis Fakultas Pertanian, Universitas Islam Riau, Pekanbaru, 2019.
- [18] S. P. Elvani, A. R. Utary, and R. Yudaruddin, "Peramalan Jumlah Tanaman Kelapa Sawit dengan Menggunakan Metode Arima (Autoregressive Integrated Moving Average)," *Jurnal Manajemen*, vol. 8, no. 1, pp. 95-112, 2016.
- [19] S. Wijaksono and W. Sulistijanti, "Peramalan Produksi Teh Hijau dengan Pendekatan Autoregressive Integrated Moving Average," in *Seminar Nasional Pendidikan, Sains dan Teknologi*, Semarang, 2018: Universitas Muhammadiyah Semarang.

- [20] Zulhamidi and R. Hardianto, "Peramalan Penjualan Teh Hijau dengan Metode Arima (Studi Kasus pada PT. MK)," *Jurnal PASTI*, vol. 11, no. 3, pp. 231-244, 2017.
- [21] H. Sugianto, "Akurasi Metode Forecasting ARIMA dan GARCH pada Harga Saham Indeks LQ-45," Magister Manajemen, Universitas Atmajaya Yogyakarta, Yogyakarta, 2020.
- [22] R. Arnitasari, "Komparasi Penggunaan Minitab dan EViews dalam Peramalan dengan Metode Deret Berkala ARIMA Box-Jenkins," Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan, Universitas Negeri Semarang, Semarang, 2016.
- [23] H. Hardani *et al.*, *Buku Metode Penelitian Kualitatif & Kuantitatif*. 2020.
- [24] A. M. Yusuf, *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif & Penelitian Gabungan*. Prenada Media, 2016.
- [25] G. E. P. Box and G. M. Jenkins, *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Oakland: CA: Holden-Day, 1976.
- [26] Cryer, *Time Series Analysis Forecasting and Control*. United State: Springer Text in Statistics, 2008.
- [27] D. C. Frechtling, *Forecasting Tourism Demand: Methods and Strategies*. Oxford-UK: Butterworth-Heinemann, 2001.
- [28] L. Sumayang, *Dasar-Dasar Manajemen Produksi dan Operasi*. Jakarta: Salemba Empat, 2003.
- [29] W. W. Winarno, *Analisis Ekonometrika dan Statistika dengan EViews*. Yogyakarta: UPP STIM YKPN, 2017.
- [30] MediaPerkebunan.id, "Inhil Sudah Hasilkan 50 Produk Hilir Kelapa," 30 Mei 2021.
- [31] Khairizal, S. Vaulina, and H. A. Wahyudi, "Analisis Faktor yang Mempengaruhi Produksi Kelapa Dalam (*Cocos nucifera* Linn) pada Lahan Gambut dan Lahan Mineral di Kabupaten Indragiri Hilir Provinsi Riau," *Jurnal Dinamika Pertanian*, vol. 34, no. 3, pp. 191-200, 2018.
- [32] Masterplandesda, "Pengembangan Potensi Desa Perkebunan Kelapa Kabupaten Indragiri Hilir," 27 April 2022.
- [33] L. Suhardiono, *Tanaman Kelapa*. Yogyakarta: Kanisius, 1993.
- [34] AntaraRiau, "Disbun: Produksi Kelapa Inhil Menurun," 19 Agustus 2016.