



Prediksi Produksi Gula di Indonesia Menggunakan Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)

Farah Faizah ^a, Annisa Novantika ^b, Salwa Amelia Salsabila ^c, Rika Ajeng Finatih ^d, Kirana Ratu Malhanny ^e, Sasa Rahma Lia ^f

^a farah.121450002@student.itera.ac.id

^b annisa.121450005@student.itera.ac.id

^c salwa.121450023@student.itera.ac.id

^d rika.121450036@student.itera.ac.id

^e kirana.121450082@student.itera.ac.id

^f sasa.121450119@student.itera.ac.id

* Corresponding E-mail: farah.121450002@student.itera.ac.id

Abstract: Sugar production in Indonesia plays an important role in the national economy, but the sector faces various challenges, including price fluctuations, climate change, and government policies that affect production output. This research aims to build a prediction model that can help policy makers and sugar producers plan and manage sugar production more efficiently. This research uses the *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) method which is able to handle data with seasonal and trend components. The data used in the study includes sugar production in Indonesia from January 2017 to December 2022 obtained from the Central Statistics Agency (BPS). The analysis process includes stationary tests using *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), identification of seasonal and non-seasonal parameters, and selection of the best model based on AIC value. The results show that the SARIMA (0,1,0)(1,1,1)[12] model with the lowest AIC value (1626.6) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 17.38% is the most suitable model for predicting sugar in Indonesia. This model is expected to contribute to planning policies that support the increase in productivity and competitiveness of the sugar sector in Indonesia.

Keywords: Forecasting, SARIMA, seasonal analysis, Sugar production

Abstrak: Produksi gula di Indonesia memiliki peran penting dalam perekonomian nasional, namun sektor ini menghadapi berbagai tantangan, termasuk fluktuasi harga, perubahan iklim, dan kebijakan pemerintah yang mempengaruhi hasil produksi. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi yang dapat membantu pemangku kebijakan dan produsen gula dalam merencanakan dan mengelola produksi gula secara lebih efisien. Penelitian ini menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) yang mampu menangani data dengan komponen musiman dan tren. Data yang digunakan dalam penelitian mencakup produksi gula di Indonesia dari Januari 2017 hingga Desember 2022 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Proses analisis mencakup uji kestasioneran menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), identifikasi parameter musiman dan non-musiman, serta pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC. Hasil menunjukkan bahwa model SARIMA (0,1,0)(1,1,1)[12] dengan nilai AIC terendah (1626.6) dan nilai *Mean Absolute Percentage Error*(MAPE) sebesar 17.38% adalah model yang paling sesuai untuk memprediksi gula di Indonesia. Model ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam merencanakan kebijakan yang mendukung peningkatan produktivitas dan daya saing sektor gula di Indonesia.

Kata Kunci : Analisis musiman, , peramalan, produksi gula, SARIMA



Pendahuluan

Produksi gula merupakan salah satu sektor penting dalam perekonomian banyak negara, termasuk Indonesia yang merupakan salah satu produsen gula terbesar di Asia. Permintaan gula global mengalami peningkatan, seiring dengan pertumbuhan populasi dan perubahan gaya hidup masyarakat. Namun, produksi gula juga menghadapi berbagai tantangan, termasuk perubahan iklim, fluktuasi harga, dan kebijakan pemerintah terkait pertanian[1]. Oleh karena itu, analisis yang akurat terhadap produksi gula sangat diperlukan untuk membantu produsen dan pemangku kebijakan dalam merumuskan strategi menghadapi tantangan ini, serta mendukung upaya peningkatan stabilitas dan keberlanjutan produksi gula. Dengan memahami pola produksi gula di Indonesia, pemerintah dapat merumuskan kebijakan yang mendukung pertumbuhan sektor ini[2]. Dengan mengidentifikasi pola dan tren, pemangku kepentingan dapat merumuskan strategi untuk meningkatkan produktivitas dan mengurangi risiko kerugian akibat perubahan yang tidak terduga [3].

Metode seperti Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) sering digunakan untuk memprediksi suatu variabel yang berfluktuasi secara musiman. SARIMA dapat menganalisis lebih dalam terhadap data yang memiliki pola musiman dan tren, yang sering kali muncul dalam produksi gula[4]. Penerapan model SARIMA dalam analisis produksi gula tidak hanya terbatas pada prediksi saja, tetapi dapat digunakan untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi fluktuasi produksi.

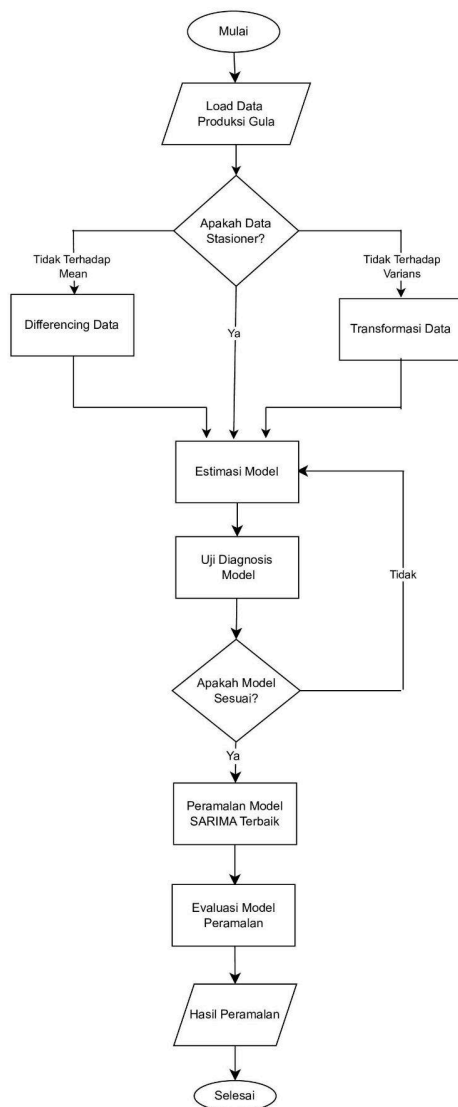
Analisis sensitivitas terhadap variabel eksternal, seperti harga bahan baku dan kebijakan perdagangan, dapat dilakukan dengan menggunakan model SARIMA. Hal ini penting untuk membantu produsen dalam perencanaan dan pengambilan keputusan yang lebih baik [5]. Salah satu tantangan dalam menggunakan metode SARIMA adalah kebutuhan akan data historis yang cukup untuk melakukan estimasi parameter dengan akurat. Oleh karena itu, pengumpulan data yang sistematis dan berkualitas tinggi menjadi sangat penting dalam analisis ini [6].

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk menyediakan model prediksi yang dapat diandalkan guna membantu para pemangku kebijakan dan produsen gula dalam merencanakan dan mengambil keputusan yang lebih baik, serta meningkatkan ketahanan sektor produksi gula di Indonesia. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data untuk meningkatkan efisiensi, produktivitas, dan daya saing sektor gula nasional.

Metode

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS), yang dapat diakses melalui tautan resmi <https://www.bps.go.id>. Data produksi gula yang digunakan mencakup periode dari Januari 2017 hingga Desember 2022, dengan total 72 observasi bulanan. Rincian data tersebut dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tahapan analisis data dalam membangun model SARIMA meliputi beberapa langkah, yaitu uji kestasioneran, identifikasi parameter musiman dan non-musiman, pemilihan model terbaik, dan evaluasi prediksi. Proses analisis secara keseluruhan, mulai dari preprocessing data hingga tahap peramalan, dijelaskan dalam bentuk flowchart dan pseudocode yang dapat dilihat pada **Gambar 1**, yang memberikan gambaran rinci mengenai alur penelitian ini.



Gambar 1. Alur Penelitian

Berikut adalah pseudocode untuk meramalkan produksi gula menggunakan model SARIMA:

1. **Mulai**
2. **Load Data Produksi Gula**
3. **Uji Stasioneritas Data**
 - Lakukan ADF Test
4. **Transformasi dan Differencing Data**
 - Jika data tidak stasioner terhadap mean, lakukan *Differencing Data*.
 - Jika data tidak stasioner terhadap varians, lakukan

Transformasi Data (contoh: log transformasi).

5. Estimasi Model SARIMA

- Tentukan parameter awal SARIMA $(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$ berdasarkan plot ACF dan PACF
- Estimasi model SARIMA menggunakan parameter awal.

6. Uji Diagnosis Model

- Periksa Residual Model untuk stasioneritas.
- Lakukan Uji Ljung-Box untuk mengecek autokorelasi residuals.
- Pastikan residuals berdistribusi normal (Uji Jarque-Bera atau Uji Shapiro-Wilk).

7. Validasi Model

- Jika model tidak sesuai, kembali ke langkah estimasi model dengan parameter yang berbeda.
- Jika model sesuai, lanjut ke langkah peramalan.

8. Peramalan Menggunakan Model SARIMA Terbaik

9. Evaluasi Model Peramalan

10. Tampilkan Hasil Peramalan

11. Selesai

Hasil dan Pembahasan

Data Jumlah Produksi Gula di Indonesia

Data yang digunakan merupakan data produksi gula di Indonesia pada Januari 2017 hingga Desember 2022. Data dibagi menjadi data testing dari Januari 2017 hingga Mei 2022 dan data uji pada Juni 2022 hingga Desember 2022. Data dapat dilihat seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Produksi Gula di Indonesia

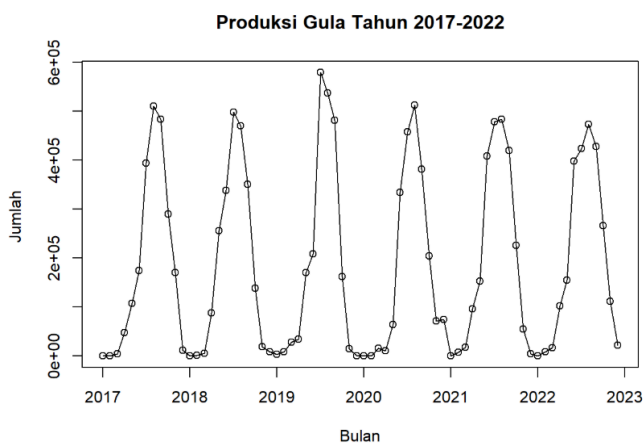
Bulan	Tahun					
	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Januari	0	0	3240	0	607	0
Februari	21	1181	8133	400	7339	7969
Maret	4273	5782	2851 1	1512 9	1820 0	1702 8
April	47358	88110	3443 6	1049 9	9551 6	1021 76
Mei	10694 3	255302	1697 41	6387 8	1522 13	1548 22
Juni	17439	338448	2087	3340	4079	3981

	5		33	70	20	09
Juli	39338 3	497251	5785 43	4579 11	4784 13	4238 74
Agustus	50960 3	469721	5372 37	5117 15	4832 55	4727 01
Septemb er	48336 9	350347	4814 23	3812 20	4194 97	4271 39
Oktober	28967 7	138428	1622 98	2037 82	2254 98	2657 29
Novembe r	16998 1	18918	1475 6	7088 4	5513 5	1112 13
Desembe r	11976	8238	0	7391 7	4738	2188 6

Sumber: BPS (<https://www.bps.go.id/>)

Identifikasi Plot Deret Waktu

Pada tahap awal sebelum pemodelan, grafik data produksi gula ditampilkan untuk mengidentifikasi pola yang ada dan menentukan model runtun waktu yang sesuai, guna memodelkan karakteristik data. Gambar 2 menunjukkan grafik data produksi gula dari Januari 2017 hingga Desember 2022. Dari grafik dapat dilihat bahwa data mengalami bentuk pola yang terjadi secara berulang-ulang yang mengindikasikan adanya komponen musiman dalam data.



Gambar 2. Produksi gula di Indonesia Januari 2017 - 2022

Uji Stasioneritas Data

Dalam analisis deret waktu, langkah pertama yang penting adalah memastikan bahwa data bersifat stasioner, baik

dalam rata-rata maupun varians, karena hal ini akan mempengaruhi akurasi model yang dibangun. Data yang tidak stasioner dalam rata-rata dapat distasionerkan dengan differencing, sementara data yang tidak stasioner dalam varians dapat distasionerkan dengan transformasi Box-Cox. Pada penelitian ini, uji stasioner dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF serta dilakukan uji *augmented dickey-Fuller* (ADF test).

Hipotesis untuk pengujian ini adalah :

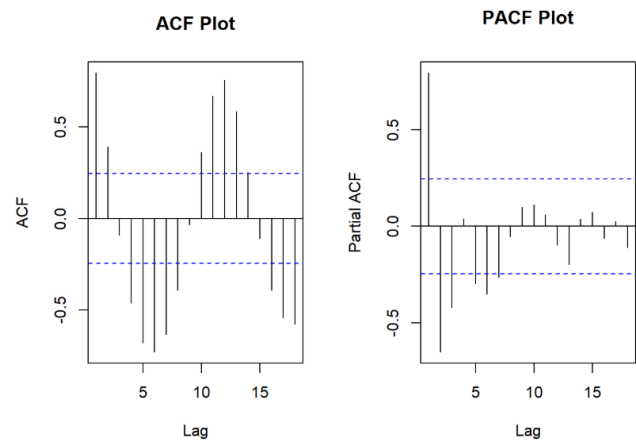
$$H_0 : \delta = 0 \text{ (Data tidak stasioner dalam rata-rata)}$$

$$H_1 : \delta < 0 \text{ (Data stasioner dalam rata-rata)}$$

$$\alpha : 0.05$$

Statistik Uji : *Augmented Dickey-Fuller*

Berdasarkan plot ACF dan PACF yang ditunjukkan pada **Gambar 3**, terlihat bahwa data belum stasioner sehingga diperlukan proses differencing baik pada komponen musiman maupun non-musiman.



Gambar 3. Plot ACF dan PACF Musiman

Berdasarkan hasil uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) pada komponen musiman yang ditunjukkan pada Tabel 2 dan pada komponen non-musiman yang ada di Tabel 3, didapatkan nilai p-value pada semua tipe ADF menghasilkan nilai $(0.01) < (0.05)$, maka diambil keputusan tolak H_0 . Ini berarti data sudah stasioner terhadap rata-rata setelah dilakukan differencing sebanyak satu kali.

Hasil pengujian musiman sesudah differencing :

Tabel 2. Hasil Augmentasi Dickey-Fuller Test Pada Data Musiman

Lag	Tipe Uji	ADF Statistika	P-value
-----	----------	----------------	---------

0		-4.59	0.0100
1	Tanpa drift dan Tanpa Tren	-3.69	0.0100
2		-5.27	0.0100
3		-3.85	0.0100
0		-4.55	0.0100
1	Dengan Drift dan Tanpa tren	-3.65	0.0100
2		-5.23	0.0100
3		-3.81	0.0100
0		-4.55	0.0100
1	Dengan drift dan dengan tren	-3.65	0.0400
2		-5.18	0.0100
3		-3.79	0.0258

Hasil pengujian musiman sesudah differencing :

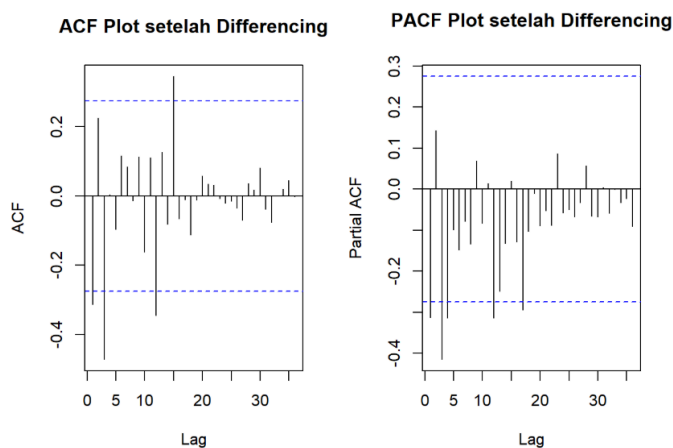
Tabel 3. Hasil Augmentasi Dickey-Fuller Test Pada Data Non-Musiman

Lag	Tipe Uji	ADF Statistika	P-value
0		-9.67	0.0100
1	Tanpa drift dan Tanpa Tren	-4.81	0.0100
2		-6.02	0.0100
3		-6.40	0.0100
0		-9.57	0.0100

1		-4.76	0.0100
2	Dengan Drift dan Tanpa tren	-5.95	0.0100
3		-6.35	0.0100
0		-9.47	0.0100
1	Dengan drift dan dengan tren	-4.71	0.0100
2		-5.88	0.0100
3		-6.28	0.0100

Identifikasi Model

Pada model SARIMA, notasi yang digunakan untuk menggambarkan komponen non-musiman adalah (p,d,q), sedangkan untuk komponen musiman adalah (P,D,Q). Dalam mengidentifikasi model, analisis dilakukan berdasarkan plot ACF dan PACF setelah dilakukan differencing. Berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 4, pada PACF terlihat adanya pemotongan hingga lag ke-1 serta pada lag 12, 24, 36. Pemotongan pada lag ke-1 menunjukkan bahwa komponen AR yaitu $p = 1$, sedangkan pada lag 12, 24, dan 36 menunjukkan komponen SAR (Seasonal AR) dengan $P=1$. pemotongan terjadi hingga lag ke-1, dengan pemotongan yang sama pada lag 12, 24, dan 36, yang menunjukkan komponen MA (Moving Average) yaitu $q = 1$ dan komponen musiman MA (Seasonal MA) yaitu $Q = 1$. Sebelumnya, telah dilakukan differencing musiman orde 1 ($D = 1$) dan non-musiman orde 1 ($d = 1$). Berdasarkan hasil ini, model utama yang diperoleh adalah SARIMA(1, 1, 1)(1, 1, 1)[12]. Selanjutnya, beberapa kemungkinan model yang akan diuji adalah SARIMA(1,1,1)(1,1,0)[12], SARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12], SARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12], SARIMA(0,1,1)(1,1,1)[12], SARIMA(1,1,0)(1,1,1)[12] dan SARIMA(0,1,0)(1,1,1)[12].



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Non Musiman

Estimasi Parameter Model dan Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik ditentukan dengan memilih model yang memiliki nilai AIC terendah. Berdasarkan nilai AIC terendah didapatkan model terbaik adalah SARIMA(0,1,0)(1,1,1)[12] seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4. Model SARIMA(0,1,0)(1,1,1)[12] memiliki nilai AIC sebesar 1626.6.

Tabel 4. Estimasi Model SARIMA

Model	Parameter	Koefisien	AIC
SARIMA(1,1,1)(1,1,1)[12]	AR[1]	-0.7984	1630.58
	MA[1]	0.7104	
	SAR[1]	-0.7984	
	SMA[1]	0.7104	
SARIMA(1,1,1)(1,1,0)[12]	AR[1]	-0.2076	1632.28
	MA[1]	0.2067	
	SAR[1]	-0.2076	
SARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12]	AR[1]	-0.7791	1627.88
	MA[1]	0.3316	
	SMA[1]	0.3316	

SARIMA(0,1,1)(1,1,1)[12]	MA[1]	0.3316	1627.88
	SAR[1]	-0.7791	
	SMA[1]	0.3316	
SARIMA(1,1,0)(1,1,1)[12]	AR[1]	-0.2076	1632.28
	SAR[1]	-0.2076	
	SMA[1]	0.2067	
SARIMA(0,1,0)(1,1,1)[12]	SAR[1]	-0.8364	1626.6
	SMA[1]	0.6605	

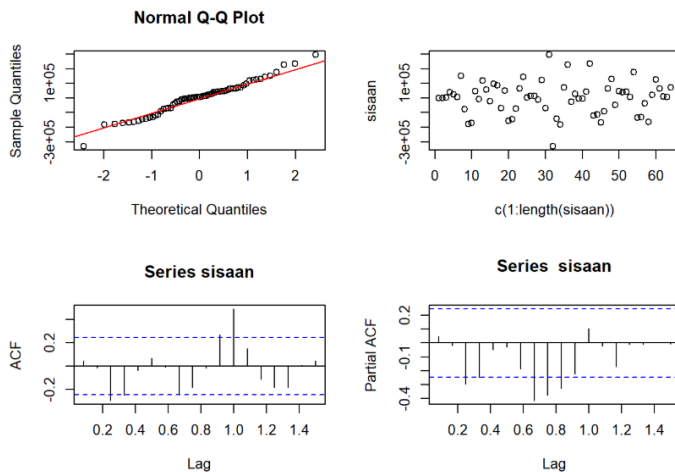
Uji Diagnostik

Model yang akan digunakan untuk peramalan harus memenuhi beberapa asumsi terlebih dahulu, yaitu stasioneritas data dan white noise residual. Pada uji diagnostik ini dilakukan dengan eksploratif dan uji formal.

Eksploratif

Analisis dapat dilihat secara eksploratif menggunakan Q-Q plot, residuals plot, plot ACF (*Autocorrelation Function*), dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*). Hasil dari plot Q-Q pada Gambar 6 terlihat bahwa sebagian besar titik residual mengikuti garis teoretis (ditandai dengan garis merah), yang menunjukkan bahwa residual memiliki distribusi mendekati normal. Selanjutnya, plot residual terhadap waktu menunjukkan bahwa residual tersebar secara acak di sekitar garis tengah nol, yang mengindikasikan bahwa tidak ada pola yang signifikan dalam residual dan tidak ada indikasi autokorelasi yang tinggi.

Pada Gambar 5 terdapat plot ACF dan PACF, yang memberikan informasi bahwa nilai autokorelasi sebagian besar berada dalam rentang batas konfidensi, yang menunjukkan bahwa residual tidak memiliki autokorelasi signifikan, menandakan bahwa model tidak memiliki masalah dengan autokorelasi pada lag tertentu. Berdasarkan hasil ini, model yang digunakan telah memenuhi asumsi residual normal dan tidak berautokorelasi, sehingga model dapat dianggap cocok dan memberikan estimasi yang andal.



Gambar 5. Plot Uji Eksploratif

Uji Formal

Dalam menguji *white noise residual* dapat dilakukan dengan uji formal yaitu menggunakan uji *Shapiro-Wilk* dan *Ljung-Box*.

Uji Normalitas Residual

Uji ini dilakukan menggunakan uji *Shapiro-Wilk* yaitu karena kemampuannya untuk mendeteksi deviasi dari normalitas, terutama pada sampel dengan ukuran kecil hingga menengah.

Hipotesis

H_0 : Residual mengikuti distribusi normal

H_1 : Residual tidak mengikuti distribusi normal

α : 0.05

Hasil pengujian menunjukkan bahwa residual memenuhi asumsi distribusi normal dan tidak memiliki autokorelasi pada taraf signifikansi 5%. Berdasarkan uji *Shapiro-Wilk* pada **Tabel 5**, diperoleh nilai p sebesar 0.3484 ($p > \alpha = 0,05$), sehingga tidak ada cukup bukti untuk menolak hipotesis nol. Hal ini mengindikasikan bahwa residual berdistribusi normal secara keseluruhan.

Tabel 5. Output Uji Shapiro-Wilk

Shapiro-Wilk Test		P-Value
<i>W</i>	0.97908	0.3484

Uji Sisaan Saling Bebas

Uji ini menggunakan uji *Ljung-Box* dalam melihat autokorelasi antara sisaan lag.

Hipotesis

H_0 : Residual tidak berautokorelasi

H_1 : Residual ber autokorelasi

α : 0.05

Berdasarkan hasil uji *Ljung-Box* yang tercantum pada Tabel 6, nilai p-value sebesar 0.7077 ($p > \alpha = 0,05$) menunjukkan bahwa tidak ada cukup bukti untuk menolak hipotesis nol, yang berarti residual tidak menunjukkan adanya autokorelasi dan dapat dianggap saling bebas. Dengan demikian, hasil pengujian ini mengonfirmasi bahwa asumsi model terkait normalitas dan independensi residual telah terpenuhi pada taraf nyata 5%.

Tabel 6 . Output Uji Box-Ljung Test

Box-Ljung Test		P-Value
<i>Chi-Square</i>	0.14063	0.7077

Berdasarkan uji diagnostik formal, model menunjukkan kecenderungan bahwa residual tersebar normal, saling bebas, dan memiliki rata-rata mendekati nol, sehingga model dapat dianggap valid dan cukup andal untuk digunakan dalam peramalan. Model yang digunakan adalah SARIMA(0,1,0)(1,1,1)[12], yang kemudian menghasilkan nilai ramalan untuk 7 periode ke depan.

Peramalan

Berdasarkan hasil analisis SARIMA, didapatkan model SARIMA(0,1,0)(1,1,1)[12] yang akan digunakan untuk melakukan peramalan data produksi gula di Indonesia. Dari model SARIMA(0,1,0)(1,1,1)[12] dan nilai $\Phi_t = 0.8364$ dan $\Theta_t = 0.6605$ diperoleh persamaan sebagai berikut :

$$Z_t = Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0.8364Z_{t-12} - 0.8364_1Z_{t-13} + a_t - 0.6605_1a_{t-12}$$

Keterangan :

Z_t adalah data aktual pada waktu t

Z_{t-1} adalah bagian dari diferensiasi non-musiman

Z_{t-12} dan Z_{t-13} adalah pola musiman yang terjadi 1 periode musiman sebelumnya.

ΦZ_{t-12} dan ΦZ_{t-13} adalah komponen musiman autoregressive (SAR)

a_t adalah white noise atau residual pada waktu t

$\theta_1 a_{t-12}$ adalah komponen moving average (SMA)

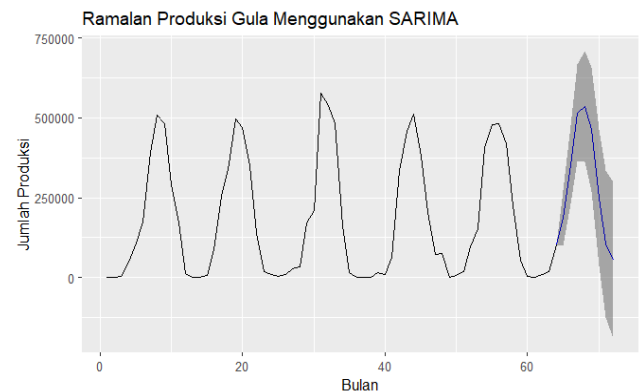
Dengan demikian hasil peramalan yang diperoleh dengan model SARIMA(0,1,0)(1,1,1)[12] untuk 8 periode ke depan seperti pada **Tabel 6**.

Tabel 6. Nilai Ramalan 7 Periode Kedepan

Periode	Nilai Ramalan
65	186954.0
66	352642.5
67	515696.8
68	536528.7
69	462667.3
70	249966.5
71	105354.3
72	54374.11

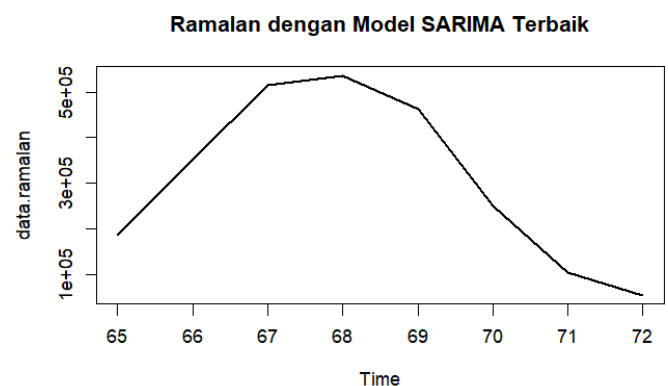
Peramalan ini menunjukkan variasi yang signifikan dalam nilai-nilai yang diprediksi, di mana terdapat peningkatan yang cukup tajam dari periode 65 hingga mencapai puncaknya di periode 68. Setelah itu, nilai ramalan mengalami penurunan secara bertahap hingga periode 72. Pola ini mengindikasikan adanya fluktuasi yang mungkin dipengaruhi oleh komponen musiman atau faktor eksternal tertentu dalam data. Hasil peramalan ini juga menggambarkan pentingnya menggunakan model dengan komponen musiman dan non-musiman yang tepat untuk mendapatkan hasil yang akurat. Hasil peramalan ini juga dapat dijadikan dasar dalam pengambilan keputusan untuk perencanaan atau pengendalian pada periode mendatang, terutama dalam konteks yang membutuhkan estimasi tren masa depan.

Berdasarkan hasil analisis menggunakan model SARIMA, peramalan produksi gula menunjukkan pola musiman yang konsisten dengan fluktuasi produksi dari bulan ke bulan. Pada **Gambar 7**, grafik memperlihatkan rentang kepercayaan pada data historis, di mana model berhasil mengikuti pola musiman produksi gula dengan akurasi yang baik.



Gambar 7. Grafik Ramalan Produksi Gula Menggunakan SARIMA

Gambar 8 menunjukkan grafik hasil ramalan menggunakan model SARIMA terbaik, di mana terlihat pola tren data ramalan dalam periode waktu tertentu. Grafik ini memperlihatkan peningkatan nilai ramalan dari titik awal hingga mencapai puncaknya, yang kemudian diikuti oleh penurunan tajam hingga titik akhir. Pola ini menunjukkan adanya fluktuasi signifikan dalam data ramalan, dengan tren naik yang kuat sebelum akhirnya mengalami penurunan drastis. Puncak ramalan yang terlihat mengindikasikan periode waktu dengan nilai tertinggi yang diprediksi oleh model SARIMA.



Gambar 8. Grafik Ramalan dengan Model SARIMA Terbaik**Tabel 7.** Evaluasi Model SARIMA

Metrik	Nilai
<i>Root Mean Square Error</i> (RMSE)	47,704.29
<i>Mean Absolute Error</i> (MAE)	40,360.83
<i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE)	17.38%

Hasil evaluasi model SARIMA yang ditunjukkan pada Tabel 7, menunjukkan bahwa model ini memiliki kinerja yang cukup baik meskipun ada beberapa kesalahan yang perlu diperbaiki. Nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 47,704.29 mengindikasikan adanya deviasi yang signifikan antara prediksi dan nilai aktual. Selain itu, *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 40,360.83 menunjukkan bahwa kesalahan absolut rata-rata masih cukup tinggi. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 17.38% menunjukkan kesalahan prediksi dalam bentuk persentase yang cukup signifikan, namun masih dalam batas toleransi. Secara keseluruhan, meskipun model ini memberikan prediksi yang cukup baik, masih ada ruang untuk perbaikan guna meningkatkan akurasi dan mengurangi kesalahan prediksi.

Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan dapat disimpulkan sebagai berikut:

- Pergerakan produksi gula di Indonesia cenderung mengalami peningkatan di beberapa tahun terakhir, terutama pada tahun 2022, dimana produksi tertinggi tercatat ada bulan Juni dan Mei. Namun, ada juga bulan-bulan dengan produksi yang sangat rendah, seperti Mei dan Desember di beberapa tahun, yang menunjukkan ketidakstabilan dalam produksi gula di Indonesia.
- Model SARIMA (0,1,0)(1,1,1)[12] dipilih sebagai model terbaik dengan AIC 1626.6. Prediksi produksi untuk

Mei 2022 sampai Desember 2022, yang mana menunjukkan fluktuasi, dimulai dari 186954 pada Mei 2022, meningkat hingga puncaknya pada Agustus 2022 sebesar 536528.7, lalu menurun ke 105354.3 pada Desember 2022. Didapat nilai ukuran akurasi dari peramalan terhadap data testing dibanding dengan data aktual, dengan nilai MAPE sebesar 17.38 % yang menunjukkan rata-rata kesalahan relatif terhadap nilai aktual, yang mana memiliki akurasi prediksi yang dapat diterima, tetapi tingkat kesalahan absolut pada MAE yang bernilai 40360.83 menunjukkan nilai yang relatif tinggi dan RMSE yang bernilai 47704.29 menunjukkan bahwa akurasi prediksi masih perlu ditingkatkan.

Konflik Kepentingan

Penulis menyatakan bahwa tidak ada konflik kepentingan terkait dengan penelitian berjudul "Peramalan Produksi Gula di Indonesia Menggunakan Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)". Semua data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari sumber yang dapat dipercaya dan tidak terpengaruh oleh pihak manapun yang memiliki kepentingan komersial, politik, atau pribadi. Penulis juga menyatakan bahwa tidak ada dukungan finansial atau hubungan dengan organisasi atau lembaga yang dapat mempengaruhi hasil penelitian ini.

Ucapan Terima Kasih

Alhamdulillahirabbil Alamin, Puji dan syukur Kami panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat dan rahmat-Nya, Kami dapat menyelesaikan tugas "Prediksi Produksi Gula di Indonesia Menggunakan Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)". Penulisan tugas ini dilakukan dalam rangka menyelesaikan tugas pada mata kuliah analisis deret waktu, program studi sains data. Kami juga mengucapkan terimakasih kepada teman teman kelompok auto A dalam menyelesaikan tugas ini, dan juga kami sampaikan terimakasih kepada :

- Luluk Muthoharoh, S.Si., M.Si** selaku dosen pengampu mata kuliah analisis deret waktu.
- Mika Alvionita S, M.Si.** selaku dosen pengampu mata kuliah analisis deret waktu.
- Ira Safitri, S.Si., M.Sc., M.Si** selaku dosen pengampu mata kuliah analisis deret waktu.

References

- [1] W. R. Susila and B. M. Sinaga, "Analisis kebijakan industri gula Indonesia," *Jurnal Agro Ekonomi*, vol. 23, no. 1, pp. 30-53, 2016.

- [2] D. Christianto, "Analisis Trend Daya Saing Gula Lokal Dan Gula Import Di Indonesia," Skripsi, Universitas Muhammadiyah Malang, 2017.
- [3] A. Ahyari, Manajemen Industri (Perencanaan Sistem Produksi). Jakarta: Lembaga Penerbit FE UI, 1998.
- [4] I. Hermawan, "Analisis Penggunaan Luas Lahan Tebu Dan Padi Terkait Dengan Pencapaian Swasembada Gula Di Indonesia," Jurnal Ekonomi & Kebijakan Publik, vol. 3, no. 1, pp. 71-96, 2012.
- [5] R. I. Hairani, J. M. M. Aji, and J. Januar, "Analisis Trend Produksi dan Impor Gula serta Faktor-faktor yang mempengaruhi impor gula Indonesia," Berkala Ilmiah Pertanian, vol. 1, no. 4, pp. 77-85, 2014.
- [6] W. D. Downey and S. P. Erickson, Manajemen agribisnis. Jakarta: Erlangga, 1992.