

**PERAMALAN PRODUKSI GULA TEBU DI INDONESIA
MENGUNAKAN MODEL *HYBRID* SARIMA (SARIMA-ANN)
DALAM MENGUKUR CAPAIAN SWASEMBADA GULA 2025**

**Kadek Dody Kusuma Hermawan¹, Arista Ika Cahyarani¹, Tiara Khorijah Hamid
Siregar¹, Fitri Kartiasih¹**

¹Program Studi D-IV Statistika, Politeknik Statistika STIS

Email: 212212687@stis.ac.id, fkartiasih@stis.ac.id

Abstrak

Gula merupakan salah satu barang hasil industri yang termasuk kebutuhan esensial bagi masyarakat Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model terbaik dalam meramalkan produksi gula di Indonesia, sekaligus meramalkan pencapaian swasembada gula nasional pada tahun 2025. Penelitian ini menggunakan data bulanan produksi gula di Indonesia dari periode Januari 2014 sampai Desember 2023, yang bersumber dari Badan Pusat Statistik. Data tersebut dimodelkan dengan model SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) dan *hybrid* SARIMA (gabungan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* dengan *Artificial Neural Network*) untuk menentukan model terbaik. Kedua model tersebut dapat memodelkan produksi gula di Indonesia yang memiliki pola musiman kuat. Namun, model *hybrid* SARIMA menghasilkan akurasi peramalan yang lebih baik dibandingkan model SARIMA. Oleh karena itu, model terbaik yang digunakan untuk meramalkan produksi gula di Indonesia adalah model *hybrid* SARIMA. Hasil peramalan dengan model tersebut pada dua tahun ke depan menunjukkan bahwa produksi gula nasional mengalami stagnan, sehingga belum mampu mencapai swasembada gula nasional pada tahun 2025.

Kata kunci: Produksi gula, swasembada gula, SARIMA, *hybrid* SARIMA.

Abstract

Sugar is one of the industrial goods that are essential to the Indonesian people. This study aims to determine the best model for forecasting sugar production in Indonesia and to assess the achievement of national sugar self-sufficiency by 2025. The study uses monthly data on sugar production in Indonesia from January 2014 to December 2023, sourced from Statistics Indonesia. The data were modeled using SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) and hybrid SARIMA models (a combination of SARIMA and Artificial Neural Network) to identify the best model. Both models were capable of capturing the strong seasonal pattern of sugar production in Indonesia. However, the hybrid SARIMA model produces better forecasting accuracy than the SARIMA model. Therefore, the hybrid SARIMA model was selected as the best model for forecasting sugar production in Indonesia. Forecast results for the next two years indicate stagnation in national sugar production, suggesting that Indonesia is unable to achieve sugar self-sufficiency by 2025.

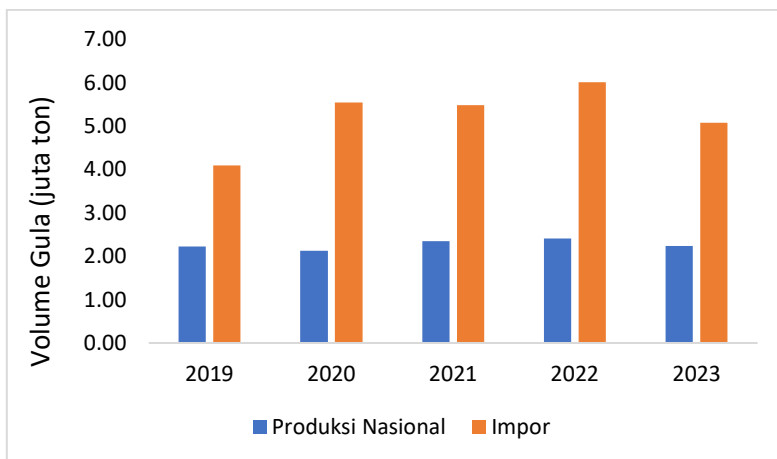
Keywords: Sugar production, sugar self-sufficiency, SARIMA, hybrid SARIMA.

PENDAHULUAN

Gula merupakan salah satu barang kebutuhan pokok bagi masyarakat Indonesia. Gula digolongkan sebagai barang kebutuhan pokok hasil industri, sebagaimana diatur dalam Perpres No. 59 Tahun 2020. Gula yang dapat langsung dikonsumsi oleh masyarakat disebut sebagai gula konsumsi atau dikenal sebagai gula kristal putih (GKP). Kebutuhan gula konsumsi pada tahun 2023 sebesar 5,797 kg per kapita (Kementerian Pertanian, 2024). Walaupun jumlahnya relatif kecil, jumlah penduduk Indonesia sangat banyak, sehingga kebutuhan gula konsumsi untuk seluruh masyarakat Indonesia juga sangat banyak (Andreyanto & Wahyuni, 2024). Selain untuk konsumsi masyarakat, gula juga digunakan untuk keperluan industri, terutama industri makanan dan minuman, serta industri farmasi. Gula tersebut dikenal dengan gula rafinasi atau gula industri (Puspitosari & Surono, 2020). Oleh karena itu, kebutuhan gula tebu di Indonesia sangat banyak, baik untuk keperluan konsumsi rumah tangga maupun industri. Hal tersebut menuntut pasokan gula di Indonesia harus mampu memenuhi kebutuhan nasional.

Produksi gula tebu nasional dihasilkan dari tiga jenis perusahaan, yaitu perkebunan besar negara, perkebunan besar swasta, dan perkebunan rakyat. Pada tahun 2023, jumlah produksi gula nasional berada di angka 2,23 juta ton. Sebagian besar produksi tersebut dihasilkan melalui perkebunan rakyat, yaitu 62,9% dari produksi nasional. Perkebunan besar swasta mampu menyumbang produksi gula sebesar 27,3%, tetapi perusahaan perkebunan besar negara hanya mampu menyumbang 9,7% dari produksi gula nasional (Badan Pusat Statistik, 2024). Jumlah produksi tersebut terbilang relatif besar, tetapi jika dibandingkan dengan tahun sebelumnya, jumlah produksi gula tahun 2023 justru mengalami penurunan sebesar 7,5% dari tahun 2022. Di sisi lain, permintaan terhadap gula semakin tinggi akibat dari jumlah penduduk yang semakin meningkat tiap tahunnya. Namun, hal tersebut tidak diikuti dengan peningkatan produksi gula yang signifikan, sehingga menyebabkan produksi gula dalam negeri belum mampu memenuhi permintaan gula nasional (Apriawan et al., 2015; Sulaiman et al., 2023). Oleh karena itu, pemerintah harus memperoleh pasokan gula dari luar negeri dengan cara impor.

Impor gula tebu dilakukan oleh pemerintah untuk memenuhi kebutuhan gula nasional. Impor tersebut dilakukan tidak hanya pada gula konsumsi, tetapi juga mencakup gula industri karena produksi nasional belum mampu memenuhi kebutuhan terhadap kedua jenis gula tersebut. Impor gula dilakukan oleh pemerintah sebagai program ketahanan pangan untuk memenuhi kebutuhan bahan pangan esensial bagi masyarakat, salah satunya kebutuhan akan gula (Yunitasari et al., 2015). Dalam lima tahun terakhir, sebagian besar pasokan gula nasional diperoleh dari hasil impor, yang disajikan pada gambar 1. Setiap tahunnya, jumlah impor gula cenderung mengalami kenaikan. Jumlah impor tertinggi terjadi pada tahun 2022, dengan jumlah impor sebesar 6,01 juta ton, bahkan setara dengan dua kali jumlah produksi nasional pada tahun tersebut. Pada tahun 2019, Indonesia tercatat sebagai salah satu importir gula terbesar di dunia, dengan konsumsi sekitar 10% dari gula yang diperdagangkan di pasar global (Heryanto & Suryatmana, 2020). Hal tersebut menunjukkan bahwa kebutuhan gula nasional masih sangat bergantung pada pasokan impor. Namun, produksi dalam negeri justru mengalami stagnan dalam lima tahun terakhir (Badan Pusat Statistik, 2024). Peningkatan jumlah impor gula sejalan dengan meningkatnya jumlah konsumsi gula nasional, tetapi hal tersebut tidak diikuti dengan peningkatan produksi gula nasional. Jika hal tersebut tidak diperhatikan oleh pemerintah, harga gula nasional akan mengalami peningkatan.

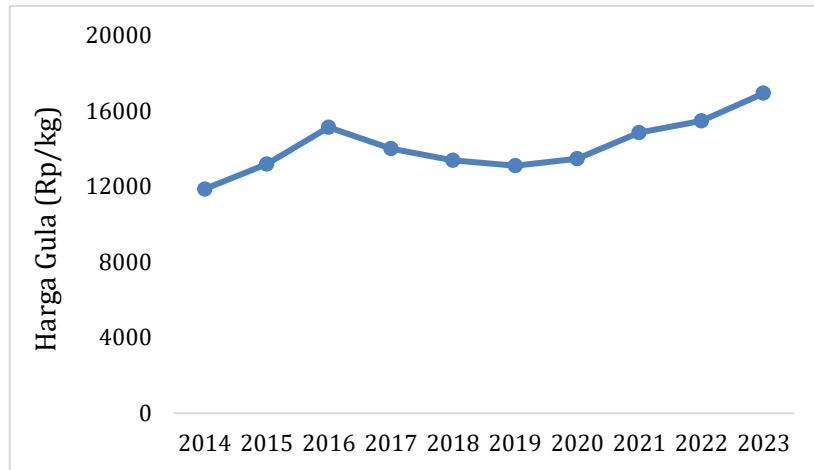


Gambar 1

Perkembangan Produksi Nasional dan Impor Gula Tebu di Indonesia

Sumber: Badan Pusat Statistik diolah, (2024)

Jumlah pasokan gula nasional yang didominasi oleh hasil impor menyebabkan harga gula semakin mahal. Hal itu disebabkan karena harga gula impor sangat bergantung pada kondisi pasar global, sehingga sangat sulit untuk dikontrol oleh pemerintah (Safrida et al., 2020). Dalam sepuluh tahun terakhir, harga gula nasional per kilogram berada di atas Rp12.000,00 dan cenderung mengalami peningkatan, yang disajikan dalam gambar 2. Harga tertinggi berada pada tahun 2023, dengan harga per kilogram sebesar Rp16.919,00 (Kementerian Pertanian, 2024). Jika hal tersebut terus dibiarkan, harga gula bisa melonjak tinggi. Hal tersebut dapat memengaruhi pola konsumsi masyarakat dan industri yang menggunakan gula sebagai bahan baku. Gula merupakan salah satu bahan kebutuhan pokok yang cukup elastis, sehingga kenaikan harga gula akan menurunkan konsumsi masyarakat terhadap gula (Gautama et al., 2023). Namun, masyarakat tidak serta merta langsung beralih ke komoditas lain pengganti gula. Masyarakat akan tetap menggunakan gula sebagai kebutuhan konsumsi, tetapi akan mengurangi penggunaan gula dalam keperluan lain, seperti sebagai pengawet makanan (Wahyunindyawati & Sari, 2017). Bagi perusahaan yang menggunakan gula sebagai bahan baku, kenaikan harga gula akan memengaruhi kualitas dan harga jual produk yang dihasilkan. Jika perusahaan ingin menjaga kualitas produk, harga jual dari produk yang dihasilkan akan dinaikkan, sehingga akan berdampak lagi pada pola konsumsi masyarakat. Oleh karena itu, kenaikan harga gula sangat berdampak pada pola konsumsi masyarakat. Padahal gula merupakan bahan kebutuhan pokok bagi masyarakat, yang seharusnya tidak memiliki harga yang terlalu tinggi. Untuk mencegah kenaikan harga tersebut, produksi gula nasional harus ditingkatkan. Peningkatan produksi gula yang konsisten setiap tahunnya dapat mengurangi kebutuhan impor gula. Jika hal tersebut dapat terlaksana dengan baik, Indonesia akan berhasil mencapai swasembada gula.



Gambar 2

Perkembangan Harga Gula di Indonesia

Sumber: Kementerian Pertanian diolah, (2024)

Swasembada gula merupakan salah satu target pemerintah dalam program ketahanan pangan nasional. Swasembada gula dapat tercapai jika produksi gula nasional mampu memenuhi kebutuhan nasional, baik untuk konsumsi rumah tangga maupun untuk industri. Swasembada tersebut termasuk program kedaulatan pangan dalam RPJMN 2014-2019. Berbagai kebijakan dan program kerja telah dilakukan oleh pemerintah, seperti pembangunan pabrik gula dan peremajaan pabrik gula, untuk mencapai swasembada gula pada tahun 2019. Namun, swasembada gula masih belum bisa tercapai padahal tahun 2019 sudah lama berlalu (Puspitosari & Surono, 2020). Oleh karena itu, pemerintah memperpanjang target pencapaian swasembada gula, yang diatur dalam Perpres No. 40 Tahun 2023. Dalam peraturan tersebut, pemerintah ingin mempercepat tercapainya swasembada gula melalui peningkatan produktivitas tebu dengan menggunakan bibit yang unggul, perluasan lahan perkebunan tebu, peningkatan produktivitas pabrik gula, dan peningkatan kesejahteraan para petani tebu. Dengan kebijakan tersebut, swasembada gula diharapkan dapat tercapai pada tahun 2028 untuk kebutuhan gula konsumsi rumah tangga dan tahun 2030 untuk kebutuhan gula industri, sesuai yang ditargetkan dalam Perpres No. 40 Tahun 2023. Dalam mencapai target swasembada gula, pemerintah telah menyiapkan tambahan areal perkebunan tebu seluas 705 ribu hektare, dengan pembangunan 16 pabrik gula baru pada tahun 2023. Dengan dilakukannya program tersebut, produksi gula nasional ditargetkan dapat mencapai rata-rata 6,4 ton untuk setiap hektare perkebunan tebu (Sulaiman et al., 2018). Jika program tersebut dapat terlaksana dengan baik, swasembada gula dapat tercapai lebih awal, sebelum tahun 2028.

Keberhasilan swasembada gula bergantung pada jumlah produksi gula nasional. Tercapainya swasembada gula nasional ditandai dari kebutuhan gula nasional yang tidak lagi bergantung pada pasokan impor, melainkan sudah sepenuhnya dipasok oleh produksi nasional (Sembiring & Widyastutik, 2023). Penelitian terkait produksi gula di Indonesia sering kali hanya berfokus pada aspek kualitatif, seperti masalah kebijakan dan manajemen produksi gula oleh pemerintah. Penelitian sebelumnya tentang swasembada gula di Jawa Timur (Yunitasari et al., 2015) dan tentang industri gula nasional (Sembiring & Widyastutik, 2023; Sulaiman et al., 2023) hanya mengkaji terkait kebijakan pemerintah yang dapat meningkatkan produksi gula dan mengurangi kebutuhan impor gula. Di sisi

lain, penelitian sebelumnya tentang peramalan produksi gula nasional sudah menggunakan metode *moving average* dan *Holt's method* (Andreyanto & Wahyuni, 2024). Pada penelitian lainnya, peramalan produksi gula di wilayah asia tenggara (Mishra et al., 2023) dan di Indonesia, khususnya Jawa Timur (Putra et al., 2019), menggunakan model ARIMA dari Box-Jenkins sebagai model terbaik. Di sisi lain, terdapat penelitian yang menggunakan model *neural network* untuk menangkap pola non linier pada data produksi gula di China (Ma et al., 2024). Namun, penelitian-penelitian tersebut tidak memperhatikan adanya pola musiman yang kuat dalam produksi gula. Padahal produksi gula sangat erat kaitannya dengan panen tebu yang bersifat musiman, sehingga model yang digunakan harus dapat menangkap pola musiman tersebut supaya hasil peramalan menjadi lebih akurat. Penelitian lainnya terkait peramalan pada data yang memiliki pola musiman, yaitu produksi beras (Anggraeni et al., 2019), telah menggunakan model SARIMA yang dikombinasikan dengan model *neural network* untuk mendapatkan hasil peramalan yang lebih akurat.

Penelitian ini mengaplikasikan model yang dapat menangkap pola musiman dari data produksi gula. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menentukan model terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan produksi gula nasional dan melakukan peramalan mengenai capaian swasembada gula nasional di tahun 2025 dengan model terbaik. Penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi secara akademis untuk menentukan model terbaik yang dapat menangkap pola musiman dari produksi gula di Indonesia, sehingga hasil peramalan menjadi lebih akurat. Selain itu, hasil peramalan dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi pertimbangan bagi pemerintah untuk menentukan kebijakan dalam rangka mencapai swasembada gula nasional.

METODE PENELITIAN

Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data bulanan produksi gula tebu nasional di Indonesia dari periode Januari 2014 sampai Desember 2023. Data tersebut diperoleh dari publikasi statistik tebu Indonesia yang dikeluarkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS). Data tersebut diolah dengan menggunakan bantuan dari *software* Microsoft Excel 2019 dan RStudio (versi 4.4.2).

SARIMA

Model SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan salah satu model *time series* yang umum digunakan untuk data yang memiliki pola musiman. Model ini adalah pengembangan dari model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) untuk mengatasi permasalahan pada data yang mengandung pola musiman kuat. Oleh karena itu, model SARIMA digunakan untuk mengatasi pola musiman yang kuat pada data (Tokan & Hermawan, 2023; Innayah et al., 2024). Penulis menggunakan model *multiplicative* SARIMA(p,d,q) (P,D,Q)_s mengikuti model dari literatur (Tayib et al., 2021) sebagai berikut:

$$\phi(B)\Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^Dy_t = \delta + \theta(B)\theta_Q(B^s)\mu_t \quad (1)$$

Variabel y_t dan μ_t masing-masing adalah observasi aktual dan *error* yang *white noise* pada periode ke-t. Komponen $\phi(B) = (1 - \phi_1B - \dots - \phi_pB^p)$ merupakan *non-seasonal autoregressive* dan $\theta(B) = (1 - \theta_1B - \dots - \theta_qB^q)$ merupakan *non-seasonal moving*

average, sedangkan komponen $\Phi_p(B^s) = (1 - \phi_1 B^s - \dots - \phi_p B^{sp})$ merupakan *seasonal autoregressive* dan $\theta_q(B^s) = (1 - \theta_1 B^s - \dots - \theta_q B^{sq})$ merupakan *seasonal moving average*, dengan s adalah periode musiman. Komponen $(1 - B)^d$ merupakan *non-seasonal difference*, sedangkan $(1 - B^s)^D$ merupakan komponen *seasonal difference*. Komponen B sebagai *backshift operator* dan δ sebagai *intercept*. Komponen *non-seasonal* pada model tersebut merupakan komponen dari model ARIMA. Komponen dari model ARIMA tersebut digabungkan dengan komponen *seasonal*, sehingga menghasilkan model baru, yaitu model SARIMA.

ANN

Model ANN (*Artificial Neural Network*) merupakan suatu model yang dapat digunakan untuk memodelkan data *time series* yang memiliki pola non linier. Model tersebut menggunakan pendekatan simulasi dari jaringan saraf yang ada pada otak manusia untuk melakukan pemodelan, sehingga model ANN sering disebut sebagai model jaringan saraf tiruan (Nurhayati et al., 2024). Model ANN dengan satu *output layer* banyak digunakan dalam peramalan karena modelnya yang sederhana. Model tersebut dapat dituliskan dalam bentuk ANN($p \times q \times 1$), dengan persamaan sebagai berikut:

$$y_t = \phi_0 + \sum_{j=1}^q \phi_j g(\theta_{0j} + \sum_{i=1}^p \theta_{ij} y_{t-i}) + \varepsilon_t \quad (2)$$

Komponen ϕ_j ($j = 1, 2, \dots, q$) dan θ_{ij} ($i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, q$) merupakan komponen penimbang, ϕ_0 dan θ_{0j} sebagai *bias term*, ε_t merupakan *error* yang *white noise*, serta g merupakan fungsi yang digunakan sebagai aktivasi dari *hidden layer*, yang biasanya merupakan fungsi logistik (Khandelwal et al., 2015). Karena menggunakan fungsi logistik, model ANN sangat cocok digunakan pada data yang memiliki pola non linier.

Hybrid SARIMA (SARIMA-ANN)

Secara umum, data *time series* memiliki dua komponen, yaitu komponen linier dan non linier. Oleh karena itu, model SARIMA dan ANN dapat digabung untuk memodelkan data yang memiliki pola musiman kuat dengan lebih baik. Model SARIMA akan menangkap pola musiman dan komponen linier pada data, sedangkan model ANN akan menangkap komponen non linier yang ada pada data. Model *hybrid* SARIMA yang digunakan dalam penelitian ini adalah model *hybrid* SARIMA dari Zhang (Supriya, 2021). Model tersebut dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_t = L_t + N_t + \varepsilon_t \quad (3)$$

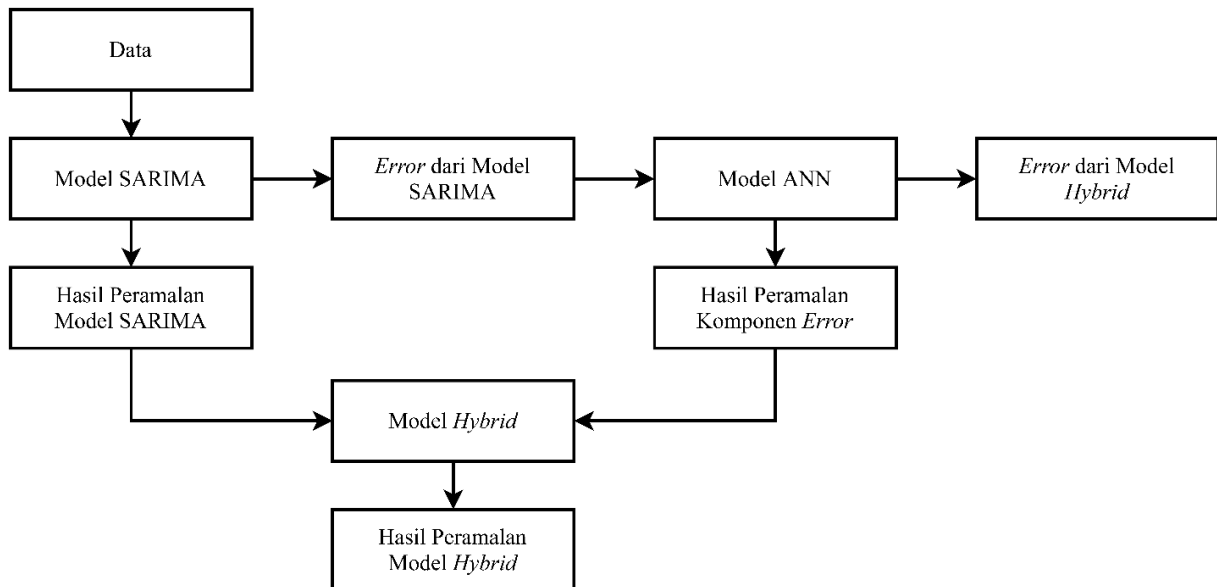
Variabel y_t adalah observasi pada periode ke- t , dengan L_t menunjukkan komponen linier, dan N_t merupakan komponen non linier. Model SARIMA menangkap pola musiman dan komponen linier pada data. Model tersebut menghasilkan hasil peramalan pada periode ke- t sebesar $\hat{L}_t$. Hasil tersebut menghasilkan residual pada periode ke- t sebesar $e_t = y_t - \hat{L}_t$. Residual yang dihasilkan dari model SARIMA akan mengandung komponen non linier yang tidak dapat ditangkap oleh model SARIMA, sehingga *error* tersebut dapat dimodelkan dengan model ANN. Dengan *input layer* sebanyak p layer, *hidden layer* sebanyak q layer, dan *output layer* sebanyak satu layer, ANN dapat memodelkan residual dalam bentuk persamaan: $e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-p}) + \varepsilon_t$, dengan f merupakan fungsi non linier, yaitu fungsi logistik, dan ε_t adalah *error* yang *white noise*. Peramalan dengan model ANN pada periode ke- t menghasilkan nilai sebesar $\hat{N}_t$. Hasil peramalan tersebut menghasilkan *error* pada periode ke- t sebesar ε_t . *Error* tersebut merupakan *error* dari

model *hybrid* SARIMA. Dengan demikian, model *hybrid* SARIMA yang digunakan untuk peramalan dapat ditulis sebagai berikut:

$$\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \quad (4)$$

Model *hybrid* SARIMA atau SARIMA-ANN akan menghasilkan akurasi yang lebih kecil dibandingkan model SARIMA. Oleh karena itu, model *hybrid* SARIMA akan menghasilkan hasil peramalan yang lebih akurat dibandingkan model SARIMA. (Khandelwal et al, 2015).

Dalam memodelkan data dengan model *hybrid* SARIMA, data yang digunakan harus melalui beberapa tahapan, yang disajikan pada gambar 3. Pada tahap pertama, data produksi gula akan dimodelkan dengan model SARIMA menggunakan prosedur Box-Jenkins, seperti pada model ARIMA (Mwanga et al, 2017; Yasmin & Moniruzzaman, 2024). Dalam prosedur Box-Jenkins, data produksi gula harus melalui pengecekan stasioneritas, baik melalui grafik, pola ACF-PACF, maupun melalui uji *unit root*. Setelah itu, pola ACF-PACF dari data produksi gula digunakan untuk menentukan kandidat dari model SARIMA yang sesuai. Jika terbentuk lebih dari satu model, model-model tersebut akan dibandingkan dengan melihat nilai AIC dari setiap model (Tayib et al., 2021). Nilai AIC yang paling kecil menunjukkan bahwa model tersebut merupakan model terbaik. Setelah diperoleh model terbaik, *error* dari model tersebut harus dilakukan pengecekan stasioneritas untuk menentukan bahwa *error* tersebut termasuk *white noise* atau tidak (Tokan & Hermawan, 2023). Jika sudah termasuk *white noise*, model tersebut dapat digunakan untuk melakukan peramalan, sehingga akan didapat nilai hasil peramalan dengan model SARIMA yang terbaik. Setelah itu, pada tahap kedua, *error* yang dihasilkan dari model SARIMA akan dimodelkan dengan model ANN (Supriya, 2021). Pada model ANN, model akan memiliki tiga bagian, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Model ANN terbaik merupakan model ANN dengan *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* yang menghasilkan nilai akurasi model paling kecil (Anggraeni et al., 2019). Setelah model ANN terbaik terpilih, *error* yang dihasilkan dari model tersebut harus melalui pengecekan stasioneritas kembali untuk menentukan bahwa *error* yang dihasilkan dari model ANN tersebut masih bersifat *white noise*. Jika sudah termasuk *white noise*, model ANN terpilih dapat digunakan untuk melakukan peramalan, sehingga menghasilkan hasil peramalan dari model ANN yang terbaik. Setelah itu, model SARIMA terbaik dan ANN terbaik digabungkan menjadi satu model. Model tersebut dikenal dengan model Zhang atau model *hybrid* SARIMA (Khandelwal et al., 2015). Hasil peramalan dari model gabungan tersebut akan menghasilkan hasil peramalan yang baru. Selain itu, model *hybrid* SARIMA tersebut juga menghasilkan *error* yang baru, yang nilainya tentu lebih kecil dari *error* yang dihasilkan hanya dengan model SARIMA. Dengan demikian, hasil peramalan dengan model *hybrid* SARIMA akan lebih akurat dibandingkan hasil peramalan dengan model SARIMA.



Gambar 3
Kerangka Kerja dari Model *Hybrid* SARIMA

Sumber: Dimodifikasi dari Khandelwal et al. (2015)

Ukuran Akurasi

Dalam analisis data *time series*, ukuran akurasi menunjukkan ketepatan model dalam melakukan peramalan. Ukuran tersebut digunakan untuk membandingkan kemampuan beberapa model dalam melakukan peramalan (Erkekoglu et al., 2020). Ukuran akurasi dilihat dari besarnya *error* yang dihasilkan oleh suatu model. Oleh karena itu, semakin kecil ukuran akurasi dari model, semakin baik kemampuan model tersebut dalam melakukan peramalan (Nurhayati et al., 2024). Terdapat banyak ukuran akurasi yang dapat digunakan untuk membandingkan model *time series*. Namun, dalam penelitian ini, penulis hanya menggunakan tiga ukuran akurasi, yaitu MSE, RMSE, dan MAE. Ketiga ukuran tersebut sering digunakan untuk membandingkan beberapa model karena cenderung sederhana, tetapi dapat menunjukkan kemampuan model dalam melakukan peramalan (Wang & Lu, 2018). Selain itu, ketiga ukuran akurasi tersebut tidak terlalu dipengaruhi oleh data aktual, sehingga ukuran akurasi dari model dapat dihitung walaupun terdapat nilai aktual dari data yang bernilai nol.

MSE

Ukuran MSE (*Mean Square Error*) menggambarkan akurasi dari model berdasarkan simpangan kuadrat rata-rata dari hasil peramalan. Oleh karena itu, ukuran ini cenderung memiliki nilai yang lebih besar dibandingkan dengan ukuran akurasi yang lain. Nilai MSE yang semakin mendekati nol menunjukkan bahwa model tersebut semakin baik dalam melakukan peramalan. MSE dapat dihitung melalui persamaan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t \quad (5)$$

RMSE

RMSE (*Root Mean Square Error*) merupakan pengembangan dari MSE. Ukuran ini dihitung dengan mengakarkuadratkan nilai MSE, sehingga ukuran akurasi yang dihasilkan dapat diperkecil. Ukuran ini biasanya digunakan untuk membandingkan model yang memiliki *error* dengan nilai besar. RMSE dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (6)$$

MAE

Ukuran MAE (*Mean Absolute Error*) menghitung nilai akurasi model berdasarkan tingkat penyimpangan (*error*) dengan bobot yang sama. Ukuran ini mengatur semua nilai *error* yang dihasilkan oleh model menjadi nilai positif, sehingga bobotnya menjadi sama. MAE akan menghasilkan nilai yang cenderung lebih kecil dari nilai RMSE. Sama seperti ukuran MSE dan RMSE, nilai MAE yang semakin mendekati nol menunjukkan bahwa model tersebut semakin baik dalam melakukan peramalan. MAE dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (7)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Statistik Deskriptif

Statistik deskriptif memberikan gambaran umum tentang data yang dianalisis, sehingga dapat memberikan informasi dari data dengan ringkas. Hasil statistik deskriptif produksi gula di Indonesia pada periode Januari 2014 sampai Desember 2023 disajikan pada tabel 1. Ukuran yang disajikan terdiri dari beberapa ukuran statistik, yaitu nilai maksimum, minimum, rata-rata, median, dan standar deviasi. Nilai maksimum dari produksi gula sebesar 607827 ton, sedangkan nilai minimum berada di angka 0 ton atau tidak berproduksi. Hal tersebut menunjukkan adanya rentang yang sangat panjang pada data, sehingga menyebabkan adanya fluktuasi yang memengaruhi pola data. Selain itu, nilai rata-rata yang dihasilkan jauh lebih besar dibandingkan dengan nilai median. Hal tersebut mengindikasikan bahwa data produksi gula memiliki distribusi yang menceng kanan. Nilai standar deviasi yang dihasilkan sangat besar, yang menunjukkan keragaman data sangat heterogen, sehingga pola yang dihasilkan cenderung tidak menentu atau bersifat acak.

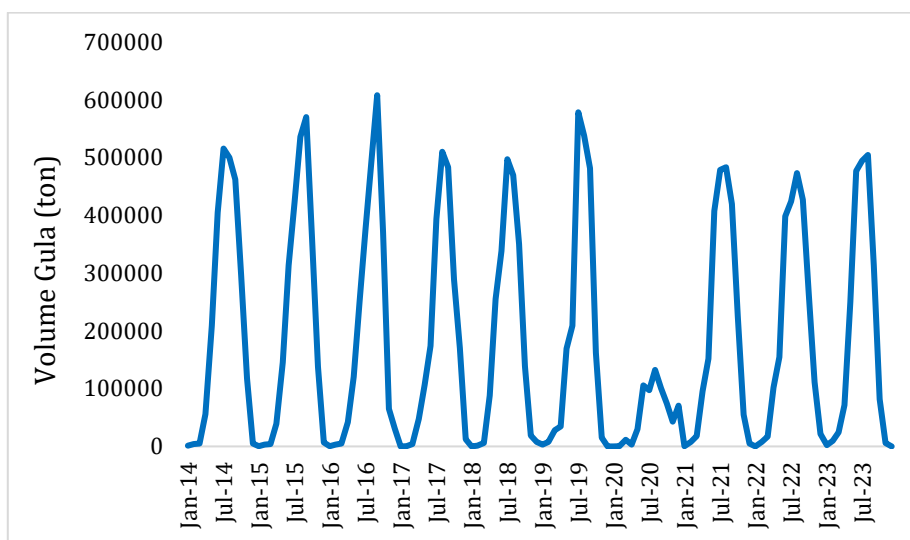
Tabel 1
Statistik Deskriptif Produksi Gula di Indonesia

Ukuran	Produksi Gula (Ton)
Maksimum	607827
Minimum	0
Rata-Rata	160986,517
Median	101455,500
Standar Deviasi	192625,378

Sumber: Data Primer diolah, (2025)

Selain dilihat dari ukuran statistik deskriptif, pola dari data produksi gula di Indonesia dapat dianalisis melalui grafik garis. Perkembangan dari produksi gula di Indonesia pada periode Januari 2014 hingga Desember 2023 disajikan pada gambar 4. Perkembangan

produksi gula periode bulanan memiliki pola yang relatif sama setiap tahunnya, yang disebut dengan pola musiman. Produksi gula pada pertengahan tahun memiliki jumlah yang sangat besar dibandingkan pada bulan lainnya di tahun yang sama. Hal tersebut terus berulang pada tahun-tahun berikutnya, sehingga menunjukkan adanya pola musiman yang sangat kuat. Pola musiman yang kuat tersebut harus dimodelkan dengan model yang dapat menangkap pola musiman tersebut, sehingga hasil peramalan menjadi akurat. Model yang paling tepat adalah model SARIMA. Oleh karena itu, perkembangan produksi gula di Indonesia yang memiliki pola musiman sangat cocok untuk dimodelkan dengan model SARIMA. Model SARIMA dapat menangkap pola musiman yang kuat dari produksi gula dengan sangat baik. Namun, pada tahun 2020, produksi gula turun drastis. Bahkan, pada pertengahan tahun, nilai produksinya jauh lebih kecil dibandingkan dengan tahun-tahun sebelumnya. Hal tersebut disebabkan oleh adanya wabah Covid-19, sehingga aktivitas produksi gula maupun panen tebu harus dibatasi. Turunnya angka produksi gula pada tahun 2020 membuat adanya gangguan pada pola musiman dari data produksi gula di Indonesia. Gangguan tersebut menunjukkan adanya pola non linier pada data. Hal tersebut mengindikasikan bahwa pemodelan dengan model SARIMA akan mengalami gangguan, sehingga modelnya menjadi kurang fit atau kurang cocok. Oleh karena itu, model SARIMA perlu digabungkan dengan model *neural network* untuk mengatasi pola non linier yang terjadi pada data, sehingga model *hybrid* SARIMA akan memperbaiki hasil peramalan dari model SARIMA (Supriya, 2021).



Gambar 4

Perkembangan Produksi Gula di Indonesia

Sumber: Badan Pusat Statistik diolah

Model SARIMA

Model SARIMA digunakan karena data produksi gula memiliki pola musiman yang kuat. Prosedur pemilihan model terbaik menggunakan prosedur Box-Jenkins, yang sama seperti prosedur pemilihan model ARIMA terbaik (Mwanga et al, 2017; Yasmin & Moniruzzaman, 2024). Penentuan model SARIMA terbaik sangat diperlukan untuk mengurangi *error* yang dihasilkan oleh model. Model SARIMA terbaik dipilih melalui nilai AIC yang dihasilkan. Semakin kecil nilai AIC yang dihasilkan oleh model, semakin baik model tersebut. Pemilihan model terbaik memerlukan banyak iterasi (perulangan)

untuk menentukan nilai AIC yang paling kecil dari banyaknya kemungkinan model SARIMA yang terbentuk. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, penulis menggunakan bantuan *software* RStudio untuk memilih model terbaik secara otomatis berdasarkan nilai AIC yang paling kecil, sehingga proses iterasi tersebut dapat dilakukan dengan cepat oleh komputer. Berdasarkan proses tersebut, penulis memperoleh hasil bahwa model SARIMA terbaik adalah SARIMA (3,0,0) (0,1,1)₁₂, dengan nilai AIC sebesar 2706,94, yang disajikan pada tabel 2. Model tersebut menangkap pola musiman dengan periode 12 atau pola bulanan. Model SARIMA tersebut mengandung tiga komponen *non-seasonal autoregressive* (AR), satu komponen *seasonal difference*, dan satu komponen *seasonal moving average* (SMA). Model tersebut digunakan untuk memodelkan data produksi gula, sehingga dapat menghasilkan *error* yang bernilai paling kecil.

Tabel 2
Model SARIMA Terpilih

Model	Parameter	Koefisien	<i>p-value</i>	AIC
SARIMA (3,0,0)(0,1,1) ₁₂	AR(1)	0,808	0,000	2706,94
	AR(2)	0,007	0,956	
	AR(3)	-0,208	0,028	
	SMA(1)	-0,688	0,000	

Sumber: Data Primer diolah, (2025)

Model Hybrid SARIMA

Model *hybrid* SARIMA digunakan untuk meningkatkan hasil pemodelan dari model SARIMA. Hal tersebut disebabkan karena terindikasi adanya pola non linier yang disebabkan oleh pola produksi gula pada tahun 2020. Produksi gula pada tahun tersebut mengalami penurunan drastis, sehingga mengganggu pola musiman yang dihasilkan oleh data produksi gula, yang dapat mengakibatkan model SARIMA menjadi kurang fit atau kurang cocok. Sama seperti model SARIMA, model *hybrid* SARIMA yang dipilih harus merupakan model terbaik yang paling cocok untuk memodelkan data produksi gula. Dalam memilih model terbaik dari *hybrid* SARIMA, terdapat dua tahap pemilihan model. Pada tahap pertama, model SARIMA terbaik dipilih melalui prosedur Box-Jenkins. Model SARIMA yang digunakan sama seperti model SARIMA sebelumnya, yaitu SARIMA (3,0,0) (0,1,1)₁₂. Pada tahap kedua, model *neural network* yang paling cocok dipilih untuk memodelkan *error* yang dihasilkan dari model SARIMA yang digunakan (Supriya, 2021). Dari model SARIMA yang digunakan, penulis menghitung *error* dari model tersebut. Nilai *error* yang dihasilkan dimodelkan dengan *neural network* untuk menangkap komponen non linier pada *error*. Komponen non linier tersebut tidak dapat ditangkap oleh model SARIMA, sehingga komponen tersebut berada dalam *error*. Model *neural network* yang digunakan untuk menangkap komponen non linier pada *error* adalah model ANN karena model tersebut relatif sederhana. Model ANN yang digunakan merupakan model yang paling baik dalam memodelkan *error* yang dihasilkan oleh model SARIMA. Pemilihan tersebut dilakukan dengan melihat nilai akurasi yang dihasilkan. Semakin kecil nilai akurasi yang dihasilkan oleh model, semakin baik model tersebut dalam melakukan peramalan. Sama seperti pemilihan model SARIMA, penulis menggunakan bantuan *software* RStudio untuk memilih model ANN terbaik supaya model yang dipilih merupakan model yang benar-benar memiliki nilai akurasi paling kecil. Model ANN terbaik yang dihasilkan adalah model ANN(2x2x1). Model tersebut

menggunakan 2 *input layer*, 2 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Model ANN tersebut memodelkan *error* dari model SARIMA dengan melalui 2 *input layer*. Setelah dari *input layer*, *error* tersebut dimodelkan dengan fungsi logistik yang ada pada *hidden layer*, sehingga pola non linier yang ada pada *error* dapat ditangkap oleh model ANN. Setelah pola non linier tersebut berhasil dimodelkan, hasil pemodelan tersebut akan dikeluarkan melalui satu *output layer* dalam bentuk hasil peramalan komponen non linier beserta dengan *error* yang dihasilkan oleh model ANN. Hasil peramalan tersebut digabungkan dengan hasil peramalan dari model SARIMA melalui metode penjumlahan, sehingga menghasilkan hasil peramalan dari model gabungan atau *hybrid SARIMA*. Oleh karena itu, model *hybrid SARIMA* terbaik yang digunakan untuk memodelkan produksi gula di Indonesia adalah model SARIMA (3,0,0) (0,1,1)₁₂ - ANN(2x2x1).

Perbandingan Model SARIMA dengan Hybrid SARIMA

Setelah diperoleh model SARIMA dan *hybrid SARIMA* terbaik, kedua model tersebut perlu dibandingkan untuk menunjukkan bahwa model *hybrid SARIMA* dapat meningkatkan hasil peramalan dari model SARIMA. Untuk membandingkan kedua model tersebut, penulis menggunakan ukuran akurasi yang dihasilkan oleh setiap model. Penulis menggunakan tiga ukuran akurasi, yaitu MSE, RMSE, dan MAE. Ketiga ukuran tersebut digunakan karena perhitungannya yang relatif sederhana dan tidak dipengaruhi oleh data aktual, sehingga nilai akurasinya tetap dapat dihitung walaupun terdapat data yang bernilai nol. Tiap-tiap model menghasilkan ketiga nilai akurasi tersebut, yang disajikan pada tabel 3. Model yang menghasilkan nilai akurasi paling kecil dalam ketiga ukuran akurasi tersebut merupakan model terbaik dalam melakukan peramalan. Dari ketiga ukuran akurasi tersebut, model *hybrid SARIMA* menghasilkan nilai akurasi yang lebih kecil dibandingkan dengan model SARIMA dalam setiap ukuran akurasi. Walaupun nilai akurasinya terbilang sangat besar atau jauh dari angka nol, model *hybrid SARIMA* tetap menjadi model yang dipilih karena nilai akurasinya yang lebih kecil dibandingkan model SARIMA. Nilai akurasi yang relatif besar disebabkan karena nilai dari data aktual yang juga bernilai besar, sehingga nilai *error* yang dihasilkan relatif besar. Hal tersebut tentunya akan berdampak pada besarnya nilai akurasi yang dihasilkan. Oleh karena itu, model *hybrid SARIMA* lebih baik dibandingkan dengan model SARIMA dalam meramalkan produksi gula di Indonesia. Hal tersebut sesuai dengan teori dari Zhang dan dengan hasil penelitian sebelumnya (Khandelwal et al., 2015; Anggraeni et al., 2019), yang mengatakan bahwa model *hybrid* lebih baik dari model ARIMA atau SARIMA.

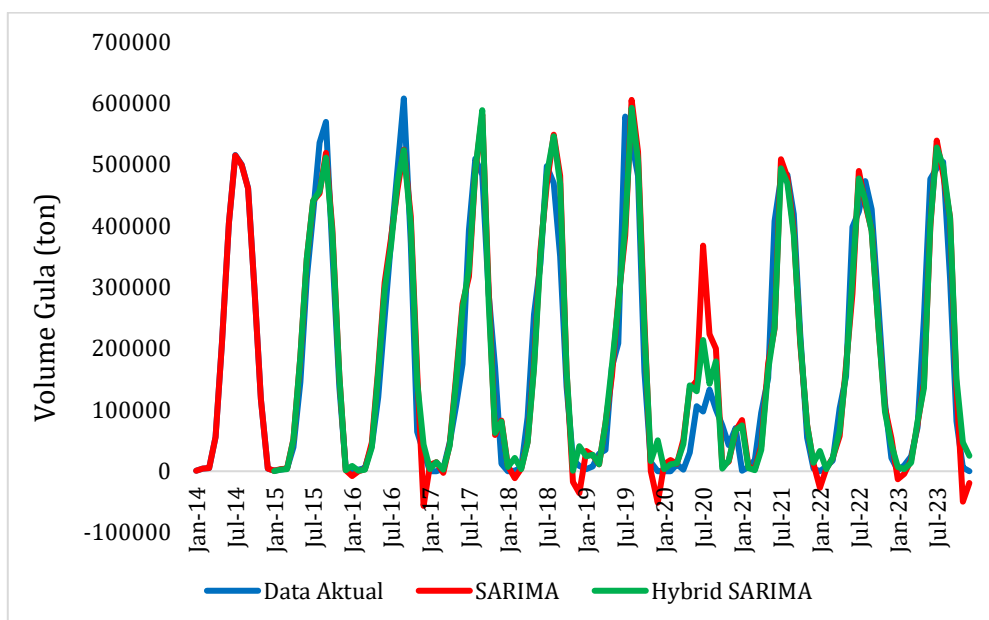
Tabel 3
Perbandingan Akurasi Model SARIMA dan *Hybrid SARIMA*

Ukuran	SARIMA	<i>Hybrid SARIMA</i>
MSE	3,407x10 ⁹	2,706x10 ⁹
RMSE	5,837x10 ⁴	5,202x10 ⁴
MAE	3,896x10 ⁴	3,673x10 ⁴

Sumber: Data Primer diolah, (2025)

Selain dilihat dari ukuran akurasi, model SARIMA dan *hybrid SARIMA* dapat dibandingkan secara visual dengan grafik garis berdasarkan hasil peramalannya. Hasil peramalan dari model SARIMA dan *hybrid SARIMA* digambarkan dalam grafik garis yang disesuaikan dengan data aktual dari produksi gula, yang disajikan pada gambar 5. Hasil peramalan model SARIMA dimulai dari periode pertama yang mengikuti data

aktual, sedangkan hasil peramalan model *hybrid* SARIMA dimulai dari periode Januari 2015, yaitu satu tahun setelah periode data aktual (lag 12). Namun, hasil peramalan dari *hybrid* SARIMA cenderung lebih bagus dibandingkan hasil peramalan SARIMA karena hasil peramalan dari *hybrid* SARIMA cenderung mengikuti pola dari data aktual, terutama pada periode peralihan dari akhir tahun menuju awal tahun baru. Pada periode peralihan, hasil peramalan dengan SARIMA menghasilkan nilai yang negatif, tetapi hasil dari *hybrid* SARIMA tidak pernah menghasilkan nilai negatif. Karena produksi gula tidak mungkin bernilai negatif, model *hybrid* SARIMA lebih baik dibandingkan model SARIMA. Selain itu, pada periode tahun 2020 yang menghasilkan jumlah produksi yang jauh menurun dibandingkan periode lainnya, hasil peramalan dengan *hybrid* SARIMA mengikuti pola dari data aktual, sedangkan hasil peramalan dengan SARIMA justru jauh lebih tinggi dari data aktualnya. Hal tersebut menunjukkan bahwa pola produksi gula di Indonesia memiliki komponen non linier akibat penurunan produksi gula yang drastis pada tahun 2020. Oleh karena itu, baik dengan menggunakan ukuran akurasi maupun secara visual, model *hybrid* SARIMA tetap lebih baik dibandingkan model SARIMA dalam memodelkan produksi gula di Indonesia dengan data bulanan. Model *hybrid* SARIMA dapat mengatasi permasalahan hasil peramalan yang bernilai negatif dari model SARIMA, sehingga hasil peramalan dari produksi gula tidak akan bernilai negatif. Dengan demikian, model *hybrid* SARIMA dapat digunakan untuk meramalkan produksi gula pada periode selanjutnya.



Gambar 5

Perbandingan Hasil Peramalan Model SARIMA dengan *Hybrid* SARIMA
Sumber: Data Primer diolah, (2025)

Peramalan dengan Hybrid SARIMA

Setelah dilakukan perbandingan, model *hybrid* SARIMA lebih baik untuk memodelkan sekaligus meramalkan data produksi gula di Indonesia dibandingkan model SARIMA. Oleh karena itu, penulis menggunakan model *hybrid* SARIMA untuk melakukan peramalan produksi gula dalam 24 periode ke depan atau sampai pada tahun 2025. Hal itu dilakukan untuk meramalkan hasil capaian swasembada gula pada tahun 2024 dan

2025. Penulis ingin melihat pola produksi gula pada dua tahun ke depan dari hasil peramalan. Hal tersebut dapat digunakan sebagai gambaran pencapaian pemerintah dalam menuju swasembada gula nasional yang ditargetkan pada tahun 2028. Hasil peramalan tersebut dapat memberikan gambaran dari perkembangan produksi gula di Indonesia setelah dijalankannya berbagai kebijakan oleh pemerintah, terutama kebijakan pada tahun 2023 tentang percepatan swasembada gula nasional. Walaupun kebijakan tersebut baru dijalankan pada tahun 2023, jumlah produksi gula pada tahun 2023 mengalami sedikit peningkatan dibandingkan tahun 2022. Hal tersebut tentunya memberikan sedikit efek pada pola data, sehingga model *hybrid* SARIMA yang digunakan dapat menangkap efek tersebut secara tidak langsung melalui pola dari data.

Hasil peramalan produksi gula dengan *hybrid* SARIMA menunjukkan bahwa produksi gula pada tahun 2024 dan 2025 memiliki pola yang sama dengan tahun-tahun sebelumnya. Produksi gula pada awal tahun 2024 relatif kecil, kemudian meningkat sangat tinggi di pertengahan tahun, yaitu pada bulan Juni hingga September, dan kembali mengalami penurunan secara drastis pada akhir tahun, begitu juga dengan tahun 2025, yang disajikan pada tabel 4. Hal tersebut dikarenakan tanaman tebu merupakan tanaman musiman, yang biasanya dipanen setiap satu tahun sekali. Peningkatan drastis dari jumlah produksi gula pada pertengahan tahun diakibatkan oleh jumlah tebu yang melimpah. Oleh karena itu, jumlah produksi gula sangat dipengaruhi oleh jumlah panen tebu dari perkebunan tebu.

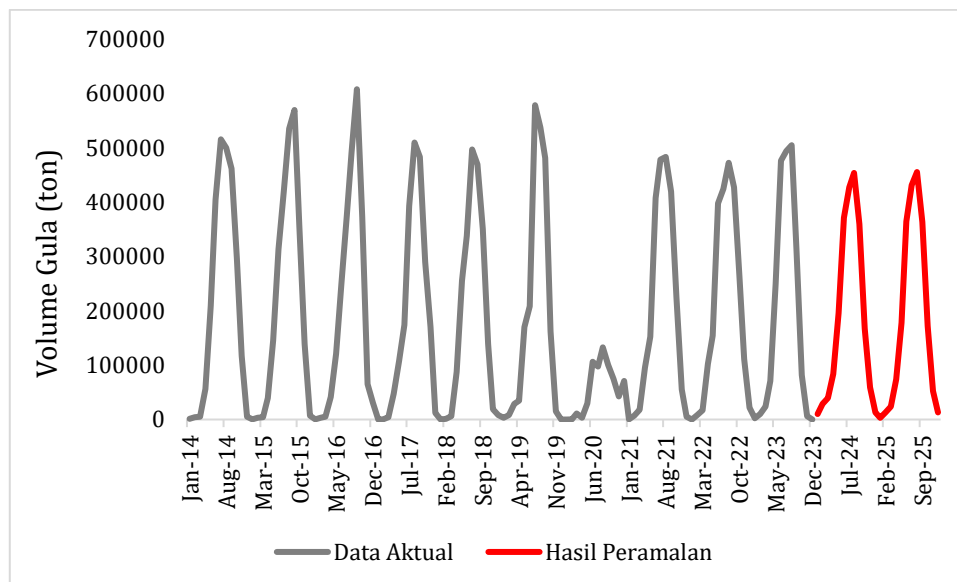
Tabel 4
Hasil Peramalan *Hybrid* SARIMA untuk 24 Periode ke Depan

Periode	Hasil Peramalan <i>Hybrid</i> SARIMA (ton)	Periode	Hasil Peramalan <i>Hybrid</i> SARIMA (ton)
Januari 2024	10174,5	Januari 2025	3104,9
Februari 2024	28829,5	Februari 2025	12987,0
Maret 2024	39966,0	Maret 2025	24074,5
April 2024	83779,9	April 2025	73832,1
Mei 2024	195228,4	Mei 2025	177888,9
Juni 2024	371690,6	Juni 2025	364474,4
Juli 2024	427520,0	Juli 2025	431053,1
Agustus 2024	454174,4	Agustus 2025	455441,3
September 2024	359383,2	September 2025	363828,5
Oktober 2024	167634,0	Oktober 2025	171804,1
November 2024	59342,9	November 2025	52193,9
Desember 2024	13225,0	Desember 2025	13079,3

Sumber: Data Primer diolah, (2025)

Hasil peramalan produksi gula pada tahun 2024 dan 2025 menunjukkan jumlah produksi yang relatif sama dengan tahun-tahun sebelumnya atau mengalami stagnan dalam dua tahun ke depan. Hal tersebut dapat dilihat dari pola peramalan yang cenderung sama dengan pola produksi gula pada periode sebelumnya, yang disajikan pada gambar 6. Selain itu, hasil peramalan pada tahun 2024 dan 2025 menghasilkan jumlah produksi gula yang relatif sama dengan periode sebelumnya. Dengan kata lain, jumlah produksi gula pada tahun 2025 diramalkan tidak mengalami peningkatan jika dibandingkan dengan periode sebelumnya. Hal tersebut menunjukkan bahwa swasembada gula belum bisa

tercapai di tahun 2025. Itu artinya secara alami, tanpa adanya faktor pendorong lainnya, seperti adanya kebijakan pemerintah terkait produksi gula di tahun 2024 maupun 2025, jumlah produksi gula di Indonesia akan relatif sama untuk setiap tahunnya. Selain itu, hasil peramalan yang mengalami stagnan diakibatkan karena kebijakan-kebijakan yang dibuat oleh pemerintah tentang percepatan swasembada gula masih belum berjalan dengan maksimal. Peraturan yang mengatur tentang percepatan swasembada gula baru ditetapkan pada tahun 2023 melalui Perpres No. 40 Tahun 2023, sehingga perlu waktu supaya dapat diterapkan secara nasional. Dengan demikian, swasembada gula pada tahun 2025 masih belum bisa tercapai.



Gambar 6

Hasil Peramalan Produksi Gula dengan *Hybrid* SARIMA

Sumber: Data Primer diolah, (2025)

KESIMPULAN

Gula merupakan salah satu barang kebutuhan pokok bagi masyarakat Indonesia. Namun, sebagian besar pasokan gula nasional berasal dari impor, yang menyebabkan harga gula nasional relatif tinggi. Oleh karena itu, pemerintah berusaha untuk mencapai swasembada gula nasional melalui berbagai kebijakan tentang perindustrian gula. Swasembada gula dapat tercapai jika produksi gula nasional berhasil memenuhi kebutuhan gula nasional, sehingga tidak lagi bergantung pada pasokan impor. Untuk melihat produksi gula nasional, hasil peramalan yang akurat sangat diperlukan. Model *hybrid* SARIMA dapat memberikan hasil peramalan yang akurat dengan akurasi yang lebih baik dibandingkan model SARIMA. Model *hybrid* SARIMA berhasil meramalkan produksi gula yang memiliki pola musiman kuat dan memiliki pola non linier akibat perubahan jumlah produksi gula di tahun 2020, serta berhasil mengatasi hasil peramalan yang bernilai negatif dari model SARIMA. Setelah dilakukan peramalan untuk dua tahun ke depan, yaitu pada tahun 2024 dan 2025, hasil peramalan dari *hybrid* SARIMA menunjukkan bahwa hasil peramalan memiliki pola yang relatif sama dengan periode sebelumnya. Hal tersebut menunjukkan bahwa pada tahun 2025, swasembada gula belum bisa tercapai. Produksi gula ketika mencapai swasembada gula tentunya akan memiliki pola yang relatif

berbeda dengan tahun-tahun sebelumnya karena produksinya yang jauh meningkat dari tahun sebelumnya.

Produksi gula nasional tidak akan bisa mencapai swasembada gula secara alami, tanpa adanya faktor pendorong lain. Oleh karena itu, pemerintah perlu berkontribusi dalam meningkatkan produksi gula di Indonesia. Pemerintah dapat meningkatkan jumlah lahan perkebunan tebu sekaligus mengembangkan bibit tebu yang unggul, sehingga produksi tebu akan meningkat. Selain itu, pemerintah juga dapat menambah jumlah pabrik gula, sekaligus meremajakan pabrik gula yang sudah ada, sehingga produktivitasnya dapat meningkat. Dari sisi sumber daya manusia, pemerintah dapat memperhatikan penghasilan dari petani tebu dan pekerja pabrik gula supaya produktivitasnya dapat meningkat. Selain itu, pemerintah harus konsisten dalam menjalankan kebijakan yang telah dibuat, sehingga kebijakan tersebut dapat berjalan dengan maksimal.

Penelitian ini belum menggunakan variabel eksogen dalam peramalan. Penggunaan variabel eksogen dalam peramalan produksi gula nasional dapat meningkatkan hasil peramalan karena produksi gula tentunya dipengaruhi oleh variabel lain, selain produksi pada periode sebelumnya. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penggunaan variabel eksogen dalam melakukan peramalan produksi gula. Selain itu, model *hybrid* yang digunakan dalam penelitian ini termasuk model *hybrid* yang sederhana karena menggunakan model *neural network* yang paling sederhana, yaitu ANN. Penelitian selanjutnya juga dapat mempertimbangkan penggunaan model *neural network* yang lebih kompleks untuk dikombinasikan dengan model SARIMA, sehingga hasil peramalan menjadi lebih akurat. Dengan demikian, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penggunaan variabel eksogen dan model *hybrid* yang lebih kompleks, sehingga hasil peramalan yang dihasilkan menjadi lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Andreyanto, F. M., & Wahyuni, H. C. (2024). Prakiraan produksi gula penyulingan: Menganalisis teknik peramalan untuk ketepatan operasional. *Procedia of Engineering and Life Science*, 7, 620–627. <https://doi.org/10.21070/pels.v7i0.1558>
- Anggraeni, W., Mahananto, F., Sari, A. Q., Zaini, Z., Andri, K. B., & Sumaryanto. (2019). Forecasting the price of Indonesia's rice using hybrid artificial neural network and autoregressive integrated moving average (hybrid NNS-ARIMAX) with exogenous variables. *Procedia Computer Science*, 161, 677–686. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.171>
- Apriawan, C. D., Irham, & Mulyo, H. J. (2015). Analisis produksi tebu dan gula di PT. Perkebunan Nusantara VII (persero). *Agro Ekonomi*, 26(2), 159–167. <https://doi.org/10.22146/agroekonomi.17268>
- Badan Pusat Statistik. (2024). *Statistik tebu Indonesia 2023*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- Erkekoglu, H., Garang, A. P. M., & Deng, A. S. (2020). Comparative evaluation of forecast accuracies for ARIMA, exponential smoothing and VAR. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 10(6), 206–216. <https://doi.org/10.32479/ijefi.9020>
- Gautama, B. H., Maretianiandini, S. T., & Purwato, D. (2023). Trade-off ekstensifikasi cukai atas gula: Analisis dampak perekonomian. *Journal of Tax Policy*,

- Economics, and Accounting*, 1(2), 107–124.
<https://doi.org/10.61261/muctj.v1i2.42>
- Heryanto, M. A., & Suryatmana, E. R. (2020). Dinamika agroindustri gula Indonesia: Tinjauan analisis sistem. *Jurnal Agribisnis Dan Sosial Ekonomi Pertanian UNPAD*, 5(2), 194–210. <https://doi.org/10.24198/agricore.v5i2.32100>
- Innayah, N. A., Sulistiana, I. D., Febrian, Y. M., & Kartiasih, F. (2024). Utilizing the SARIMA model and support vector regression to forecast monthly rainfall in Bandung City. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, 10(2), 88–104. <https://doi.org/10.33197/jitter.vol10.iss2.2024.1663>
- Kementerian Pertanian. (2024). *Analisis kinerja perdagangan gula*. Jakarta: Kementerian Pertanian.
- Khandelwal, I., Adhikari, R., & Verma, G. (2015). Time series forecasting using hybrid ARIMA and ANN models based on DWT Decomposition. *Procedia Computer Science*, 48(C), 173–179. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.04.167>
- Ma, P., Zhang, N., Yang, Y., Wang, Z., Li, G., & Fu, Z. (2024). Forecast of sugarcane yield in Chongzuo, Guangxi—LSTM model based on fusion of trend yield and meteorological yield. *Agronomy*, 14(11), 1–22. <https://doi.org/10.3390/agronomy14112512>
- Mishra, P., Alakkari, K. M., Lama, A., Ray, S., Singh, M., Shoko, C., Abotaleb, M., Al Khatib, A. M. G., & Karakaya, K. (2023). Modeling and forecasting of sugarcane production in South Asian Countries. *Current Applied Science and Technology*, 23(1), 1–15. <https://doi.org/10.55003/cast.2022.01.23.002>
- Mwanga, D., Ong'ala, J., & Orwa, G. O. (2017). Modeling sugarcane yields in the Kenya sugar industry: A SARIMA model forecasting approach. *International Journal of Statistics and Applications*, 7(6), 280–288. <https://doi.org/10.5923/j.statistics.20170706.02>
- Nurhayati, S. S., Khasanah, A. F., Revanadillaa, D. A., Herindra, T. B., & Kartiasih, F. (2024). Prediksi pemanasan global di Provinsi Kalimantan Timur menggunakan SARIMAX dan Neural Network. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi*, 12(3), 394–404. <https://doi.org/10.26418/justin.v12i3.74946>
- Peraturan Presiden No. 40 Tahun 2023 Tentang Percepatan Swasembada Gula Nasional Dan Penyediaan Bioetanol Sebagai Bahan Bakar Nabati (Biofuel), Sekretariat Negara (2023).
- Peraturan Presiden No. 59 Tahun 2020 Tentang Perubahan Atas Peraturan Presiden No. 71 Tahun 2015 Tentang Penetapan Dan Penyimpanan Barang Kebutuhan Pokok Dan Barang Penting, Sekretariat Negara (2020).
- Puspitosari, R. R., & Surono, S. (2020). Analisis faktor – faktor yang mempengaruhi konsumsi dan produksi gula menuju swasembada gula 2019. *Jurnal Kebijakan Ekonomi*, 15(2), 1–14. <https://doi.org/10.24036/student.v2i1.76>
- Putra, J. A., Bukhori, S., & Basbeth, F. (2019). Sugar production forecasting system in PTPN XI Semboro Jember using autoregressive integrated moving average (ARIMA) method. *EECSI*, 448–453. <https://doi.org/10.11591/eecsi.v6i0.1988>

- Safrida, Sofyan, & Taufani, A. (2020). Dampak impor gula terhadap produksi tebu dan harga gula domestik di Indonesia. *Jurnal Agribisnis Dan Sosial Ekonomi Pertanian UNPAD*, 5(1), 35–48. <https://doi.org/10.24198/agricore.v5i1.24850>
- Sembiring, S. M. Br. B., & Widyastutik. (2023). Simulasi kebijakan produksi dan perdagangan Indonesia terhadap industri gula domestik. *Risalah Kebijakan Pertanian Dan Lingkungan*, 10(2), 62–74. <https://doi.org/10.29244/jkebijakan.v10i2.48375>
- Sulaiman, A. A., Arsyad, M., Amiruddin, A., Teshome, T. T., & Nishanta, B. (2023). New trends of sugarcane cultivation systems toward sugar production on the free market: A review. *Journal of Agricultural Science*, 45(2), 395–406. <https://doi.org/10.17503/agrivita.v45i2.4066>
- Sulaiman, A. A., Simatupang, P., Kariyasa, I. K., Subagyo, K., Las, I., Jamal, E., Hermanto, Syahyuti, Sumaryanto, & Suwandi. (2018). *Sukses swasembada Indonesia menjadi lumbung pangan dunia 2045* (2nd ed.). Jakarta: IAARD Press.
- Supriya, K. (2021). A study on the performance of the ARIMAX-ANN hybrid forecasting model over the other time series forecasting models ARIMAX and ANN in forecasting the rice yield. *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences*, 10(01), 3421–3428. <https://doi.org/10.20546/ijcmas.2021.1001.403>
- Tayib, S. A. M., Nor, S. R. M., & Norrulashikin, S. M. (2021). Forecasting on the crude palm oil production in Malaysia using SARIMA model. *Journal of Physics: Conference Series*, 1988(1), 1–11. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1988/1/012106>
- Tokan, F. L., & Hermawan, A. (2023). Implementasi model SARIMA untuk memprediksi produksi minyak kelapa sawit. *Jurnal Fasilkom*, 13(3), 456–463. <https://doi.org/10.37859/jf.v13i3.6033>
- Wahyunindyawati, & Sari, D. (2017). Analisis permintaan gula di Indonesia. *SSRN Electronic Journal*, 1-6. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3074142>
- Wang, W., & Lu, Y. (2018). Analysis of the mean absolute error (MAE) and the root mean square error (RMSE) in assessing rounding model. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 324(1), 1–10. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/324/1/012049>
- Yasmin, S., & Moniruzzaman, M. (2024). Forecasting of area, production, and yield of jute in Bangladesh using Box-Jenkins ARIMA model. *Journal of Agriculture and Food Research*, 16, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2024.101203>
- Yunitasari, D., Hakim, Budiman D., Juanda, B., & Nurmalina, R. (2015). Menuju swasembada gula nasional: Model kebijakan untuk meningkatkan produksi gula dan pendapatan petani tebu di Jawa Timur. *Jurnal Ekonomi Dan Kebijakan Publik*, 6(1), 1–15. <http://dx.doi.org/10.22212/jekp.v6i1.160>