

**PERAMALAN NILAI TUKAR PETANI (NTP) DI INDONESIA
MENGUNAKAN METODE HIBRIDA SINGULAR SPECTRUM
ANALYSIS (SSA)-SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED
MOVING AVERAGE (SARIMA)**

Oktavia Aryani Setyaningrum*¹, Etik Zukhronah², Sri Sulistijowati Handajani³

^{1,2,3}Program Studi Statistika, Universitas Sebelas Maret.

*Penulis Korespondensi (oktaviaaryanis@student.uns.ac.id)

Abstrak: Kemajuan sektor pertanian suatu negara dapat dilihat dari kesejahteraan petaninya. Nilai Tukar Petani (NTP) dapat dijadikan indikator dari kesejahteraan petani. NTP merupakan rasio antara indeks harga yang diterima petani (Id) dan indeks harga yang dibayarkan petani (Ib) sehingga diharapkan dari waktu ke waktu nilainya terus mengalami kenaikan. NTP dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam penentuan kebijakan untuk mengembangkan sektor pertanian di Indonesia. Oleh karena itu, diperlukan peramalan NTP. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan NTP di Indonesia menggunakan metode hibrida *Singular Spectrum Analysis* (SSA) - *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Data yang digunakan adalah data NTP dari bulan Januari 2008 hingga Desember 2022 di Indonesia. Metode yang digunakan yaitu hibrida SSA-SARIMA. SSA mendekomposisikan data NTP kedalam komponen tren dan *noise*. SARIMA digunakan untuk memodelkan komponen *noise*. Peramalan metode hibrida SSA-SARIMA didapatkan dengan menjumlahkan hasil peramalan SSA dan hasil peramalan komponen *noise* model SARIMA. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode hibrida SSA dengan *window length* - sebesar 84 dan model SARIMA (0,1,1)(1,1,0)₁₂ didapatkan nilai MAPE sebesar 1,429%. Metode hibrida SSA-SARIMA dapat meramalkan NTP dengan baik. Hasil peramalan NTP pada periode Januari – Maret 2023 berturut-turut yaitu 110,477; 110,132; dan 109,936 yang artinya petani sejahtera karena nilai NTP lebih dari 100.

Kata kunci: NTP, hibrida, SSA, SARIMA, peramalan, runtun waktu

Abstract: The progress of a country's agricultural sector can be seen from the welfare of its farmers. Farmers' Terms of Trade (FTT) can be used as an indicator of farmer welfare. FTT is the ratio between the price index received by farmers (Id) and the price index paid by farmers (Ib) so it is expected that from time to time its value will continue to increase. FTT can be used as material for consideration in determining policies to develop the agricultural sector in Indonesia. Therefore, it is necessary to forecast FTT. This study aims to predict FTT in Indonesia using the Singular Spectrum Analysis (SSA) - Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) hybrid method. The data used is FTT data from January 2008 to December 2022 in Indonesia. The method used is SSA-SARIMA hybrid. SSA decomposes NTP data into trend and noise components. SARIMA is used to model the noise component. Forecasting of the SSA-SARIMA hybrid method is obtained by summing the results of the forecasting of the SSA and the

forecasting results of the noise component of the SARIMA model. The results showed that the SSA hybrid method with a window length of 84 and the SARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂ model obtained a MAPE value of 1.429%. The SSA-SARIMA hybrid method can predict FTT well. The FTT forecasting results for the January – March 2023 period are 110,477; 110,132; and 109,936, which means farmers are prosperous because the FTT value is more than 100.

Keywords: *FTT, hybrid, SSA, SARIMA, forecasting, time series*

PENDAHULUAN

Agraris merupakan sebutan untuk negara yang mata pencaharian mayoritas penduduknya di sektor pertanian. Letak Indonesia berada dekat dengan garis khatulistiwa menjadikannya sebagai negara beriklim tropis yang membuat tanah menjadi subur. Sektor pertanian memiliki kontribusi penting baik terhadap pemenuhan kebutuhan pangan maupun terhadap bidang perekonomian negara (Suratha, 2015). Apalagi semakin meningkatnya jumlah penduduk di Indonesia maka kebutuhan pangan juga semakin meningkat. Oleh karena itu produksi bahan pangan terutama di sektor pertanian harus lebih diperhatikan guna mendukung ketahanan pangan di Indonesia.

Kemajuan sektor pertanian suatu negara dapat dilihat dari kesejahteraan petaninya. Petani memiliki peran penting dalam keberhasilan produksi bahan pangan di sektor pertanian. Nilai Tukar Petani (NTP) dapat dijadikan indikator dari kesejahteraan petani. NTP merupakan rasio antara indeks harga yang diterima petani (Id) dan indeks harga yang dibayarkan petani (Ib) sehingga diharapkan dari waktu ke waktu nilainya terus mengalami kenaikan. NTP dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam penentuan kebijakan untuk mengembangkan sektor pertanian di Indonesia.

Peramalan data runtun waktu merupakan metode yang digunakan untuk memperkirakan suatu nilai dimasa yang akan datang dengan menggunakan data dari masa lalu (Arumsari & Dani, 2021). Salah satu metode yang baik digunakan untuk peramalan adalah metode hibrida dimana metode tersebut mengkombinasikan dua atau lebih metode untuk memanfaatkan kelebihan dan meminimalisir kekurangan masing-masing metode (Zhang, 2003). Metode *Singular Spectrum Analysis* (SSA) merupakan metode analisis nonparametrik yang dapat memecah pola tren, musiman dan *noise* pada data runtun waktu (Golyandina *et al.*, 2001). *Seasonal Autoregressive Moving Average* (SARIMA) merupakan metode yang cocok digunakan untuk data yang memiliki komponen variasi periode (Zhang, 2003). Metode yang digunakan yaitu hibrida SSA-SARIMA. SSA mendekomposisikan data NTP kedalam komponen tren dan *noise*. SARIMA digunakan untuk memodelkan komponen *noise*. Peramalan metode hibrida SSA-SARIMA didapatkan dengan menjumlahkan hasil peramalan SSA dan hasil peramalan komponen *noise* dengan model SARIMA. Sebelumnya telah dilakukan penelitian mengenai peramalan data limpasan tahunan di China menggunakan metode *hybrid* SSA-ARIMA dan didapatkan metode terbaik yaitu *hybrid* SSA-ARIMA (Zhang *et al.*, 2011). Selain itu, hasil peramalan inflasi Provinsi Kalimantan Timur tahun 2021 dengan metode *hybrid* SSA-ARIMA memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode SSA (Arumsari & Dani, 2021). Hal ini menunjukkan bahwa metode tersebut baik digunakan untuk peramalan data runtun waktu. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan data hasil peramalan nilai NTP di Indonesia sehingga data tersebut dapat dijadikan bahan pertimbangan dalam membuat kebijakan guna meningkatkan kesejahteraan petani.

METODE

Penelitian ini menggunakan data NTP di Indonesia dari bulan Januari 2008 hingga Desember 2022 yang didapatkan dari web bps.go.id. Data berjumlah 180 data. Data dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* sebanyak 168 data yaitu dari bulan Januari 2008 hingga Desember 2021 dan data *testing* sebanyak 12 data yaitu dari bulan Januari 2022 hingga Desember 2022. Pada penelitian menggunakan gabungan dari dua metode peramalan.

Singular Spectrum Analysis (SSA)

SSA adalah sebuah teknik peramalan runtun waktu non parametrik yang didasarkan pada prinsip statistika multivariat (Basari & Achmad, 2021). SSA mengurai data runtun waktu secara aditif ke dalam beberapa komponen yang independen. Komponen – komponen tersebut dapat diidentifikasi sebagai komponen tren, musiman, dan *noise* (Fajar, 2018). Tahapan metode SSA yaitu sebagai berikut.

1) Embedding

Sebuah data runtun waktu $x_1, x_2, \dots, x_T$, dipilih bilangan bulat L yang disebut *window length*, dimana penentuan parameter L yakni $2 < L < T/2$, dan $K=T-L+1$. Didefinisikan matriks lintasan dengan dimensi $L \times K$:

$$X = (X_1, \dots, X_T) = \begin{pmatrix} x_1 & \cdots & x_k \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_L & \cdots & x_T \end{pmatrix}$$

Matriks lintasan tersebut merupakan matriks Hankel, yang berarti semua elemen pada anti diagonal utama bernilai sama.

2) Singular Value Decomposition (SVD)

Pada tahap ini, matriks lintasan akan dilakukan proses SVD untuk mendapatkan *eigentriple* yang terdiri dari nilai singular (λ), vector eigen kiri (U_i) dan vektor eigen kanan (V_i). Tujuan pada langkah ini memecah komponen menjadi 4, yaitu tren, musiman, dan *noise*.

3) Grouping

Pada tahap grouping adalah tahap mengelompokkan X ke dalam subkelompok berdasarkan pola pembentuk runtun waktu, yaitu komponen tren, musiman dan *noise*. Matriks X_I berkorespondensi pada kelompok $I = \{i_1, i_2, \dots, i_b\}$ yang didefinisikan:

$$X_I = E_{i_1} + E_{i_2} + \cdots + E_{i_b}$$

kemudian dekomposisi direpresentasikan:

$$X = X_{I_1} + X_{I_2} + \cdots + X_{I_n}$$

dengan $X_{I_j} (j = 1, 2, \dots, n)$ disebut komponen rekonstruksi. Kontribusi komponen X_I diukur dengan nilai eigen dengan persamaan: $\sum_{i \in I} \lambda_i / \sum_{i=1}^d \lambda_i$. Dilakukan pengelompokan berdasarkan hasil SVD pada frekuensi yang berdekatan dari komponen utama yang terbentuk. Jika nilai vektor eigen yang mengikuti pola tren akan dikelompokkan ke dalam golongan tren, nilai vektor eigen yang secara berurutan mengikuti pola musiman akan dikelompokkan ke golongan musiman, dan vektor eigen yang tidak masuk ke dalam golongan tren dan musiman digolongkan ke *noise*.

4) Rekonstruksi

Pada tahap ini dilakukan transformasi kembali matriks X_{I_j} menjadi sebuah data runtun waktu. Data runtun waktu yang baru sejumlah T observasi

yang diperoleh dengan *diagonal averaging* atau hankelization. Jadi data hasil rekonstruksi nantinya akan kembali berbentuk data runtun waktu seperti di awal proses.

Peramalan untuk periode mendatang dapat dilakukan ketika modelo sudah terbentuk. Metode peramalan dalam SSA ada dua, yaitu metode *recurrent (R-Forecasting)* dan *vector (V-Forecasting)*. Metode dasar yang sering digunakan adalah Metode *recurrent* karena relatif lebih mudah (Golyandina, *et al.*, 2001). Pada peramalan SSA model dibangun dengan bantuan *Linear Recurrent Formula (LRF)* (Hassani & Thomakos, 2010). Vektor eigen dari tahap SVD digunakan untuk menaksir koefisien LRF. Peramalan SSA dilakukan dengan menggunakan

$$\hat{y}_i = \begin{cases} \tilde{x}_i & ; i = 1, \dots, N \\ \sum_{j=1}^{L-1} a_j \hat{y}_{i-j} & ; i = N + 1, \dots, N + M \end{cases}$$

Hasil peramalan $\hat{Y} = (\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_{N+M})$ dimana $\hat{y}_{N+1}, \dots, \hat{y}_{N+M}$ adalah hasil ramalan untuk M periode.

Hibrida SSA-SARIMA

Metode hibrida dalam peramalan data runtun waktu merupakan kombinasi dua metode yang berbeda. (Waeto, *et al.*, 2017). Data yang dimodelkan dengan metode SSA menghasilkan komponen rekonstruksi dan *noise*. Kemudian komponen *noise* dimodelkan dengan metode SARIMA. Hasil peramalan metode hibrida didapatkan dengan menjumlahkan hasil peramalan model SSA dan hasil peramalan dari komponen *noise* dengan model SARIMA. Hasil peramalan model hibrida yaitu:

$$(\hat{H}) = \hat{f}_t + \hat{Z}_t$$

Dimana $\hat{f}_t$ adalah hasil peramalan model SSA. Sedangkan $\hat{Z}_t$ adalah hasil peramalan metode SARIMA dengan data yang digunakan adalah data komponen *noise*.

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)* merupakan salah satu teknik analisis runtun waktu satu variabel dimana dalam pemodelan dan peramalan dilihat dengan melihat data yang ada tanpa perlu mempertimbangkan variabel lain yang mempengaruhinya. Model ini digunakan untuk data yang berpola musiman (Aziz dan Sulistijanti, 2018). Secara matematis, bentuk umum dari model SARIMA $(P, D, Q)_x$ untuk pola data musiman dirumuskan sebagai berikut.

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_q(B^S)a_t$$

dengan

$$\begin{aligned} \Phi_p(B^S) &: 1 - \Phi_1(B^{1S}) - \Phi_1(B^{2S}) - \dots - \Phi_p(B^{PS}) \\ \Theta_q(B^S) &: 1 - \Theta_1(B^{1S}) - \Theta_1(B^{2S}) - \dots - \Theta_q(B^{QS}) \\ \Phi_p(B^S) &: \text{Koefisien komponen AR periode musiman dengan orde } P, \\ \Theta_q(B^S) &: \text{Koefisien komponen MA periode musiman dengan orde } Q, \\ (1-B^S)^D &: \text{Differencing musiman pada orde ke-} D \\ D &: \text{Orde differencing faktor musiman,} \\ S &: \text{Jumlah periode waktu per-musim.} \end{aligned}$$

Sebelumnya, data harus sudah stasioner terhadap rata-rata dan variansi. Apabila belum stasioner bisa dilakukan *differencing* nonmusiman dan *differencing* musiman. Orde

dari model SARIMA ditentukan berdasarkan ACF dan PACF. Tahapan mendapatkan model SARIMA terbaik yaitu identifikasi model, penaksiran parameter, uji kecocokan model, dan peramalan dengan model terbaik.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Metode peramalan yang baik apabila model yang dihasilkan mampu memberikan hasil peramalan dengan tingkat kesalahan yang rendah. Salah satu metode yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan suatu metode adalah MAPE. Metode peramalan dianggap memiliki hasil peramalan yang baik apabila memiliki nilai MAPE kurang dari 10%. Nilai MAPE didefinisikan dengan

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right|}{n} \times 100\%$$

dimana

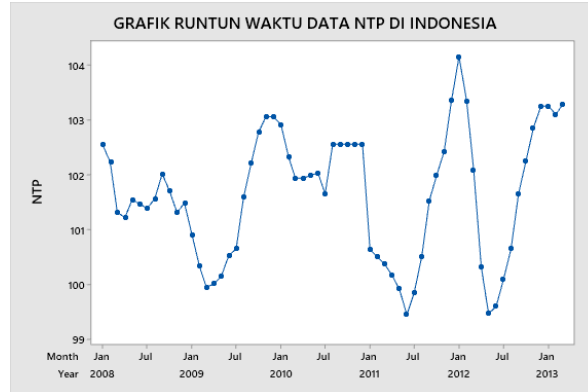
- n : jumlah data
- y_t : nilai aktual pada periode ke- t
- $\hat{y}_t$: nilai peramalan pada periode t

Adapun langkah-langkah analisis data menggunakan metode hibrida SSA-SARIMA sebagai berikut:

- 1) Melakukan pemodelan dengan metode SSA melalui tahapan sebagai berikut:
 - a. *Embedding*, yaitu mengubah data awal menjadi matriks Hankel.
 - b. *Singular Value Decomposition* (SVD) yaitu memecah data menjadi komponen yang terlihat dari pola eigen vektornya.
 - c. *Grouping*, merupakan pengelompokan komponen berdasarkan eigen vektornya.
 - d. Rekonstruksi, yaitu dilakukan transformasi terhadap matriks hasil *grouping* kedalam runtun waktu baru.
- 2) Melakukan peramalan dengan metode *Linear Recurrent Formula* (LRF).
- 3) Melakukan pemodelan dengan metode SARIMA melalui tahapan sebagai berikut:
 - a. Melakukan pengecekan stasioneritas data residu dari model SSA. Apabila belum stasioner dilakukan *differencing* non-musiman dan *differencing* musiman pada data.
 - b. Penetapan model SARIMA.
 - c. Mengestimasi parameter model SARIMA.
 - d. Pemeriksaan diagnostik model SARIMA.
 - e. Pemilihan model SARIMA yang memenuhi seluruh pengujian pada pemeriksaan diagnostik.
 - f. Menentukan model terbaik SARIMA berdasarkan MAPE terkecil.
 - g. Melakukan peramalan dengan model SARIMA terbaik.
- 4) Melakukan penjumlahan hasil rekonstruksi SSA dan hasil peramalan model SARIMA yang menggunakan data *noise*.
- 5) Menghitung MAPE dari peramalan dengan metode hibrida SSA-SARIMA.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Langkah awal yang dilakukan yaitu menampilkan grafik runtun waktu data *training* pada Gambar 1.



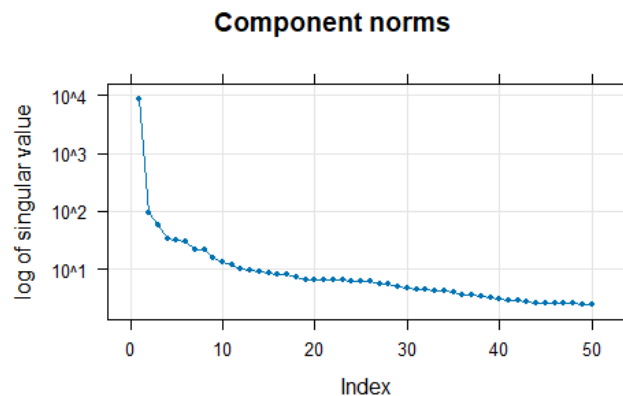
Gambar 1 Grafik runtun waktu data NTP di Indonesia

Gambar 1, dapat diketahui bahwa data bulanan NTP di Indonesia periode Januari 2008 hingga Desember 2021 mengandung pola tren karena data menunjukkan peningkatan pada beberapa periode waktu dan mengandung pola musiman karena data mengalami perubahan pola secara berulang diselang waktu tertentu. Munadhofah (2020) melakukan penelitian dengan data NTP di Jawa Tengah tahun 2015 hingga 2019, pada penelitian tersebut grafik data menunjukkan pola trend naik. Sedangkan pada penelitian ini mengandung pola musiman.

Selanjutnya dilakukan analisis SSA pada data NTP, tahap pertama yaitu *embedding*. Pada tahap ini dilakukan pemilihan parameter *window length* (L) dimana $2 < L < \frac{n}{2}$. Golyandina (2020) merekomendasikan nilai L besar ($L=N/2$) karena dapat mendekomposisi komponen dengan lebih baik. Pada penelitian ini nilai L yang digunakan adalah $L=84$. Berdasarkan nilai L maka nilai $K = n - L + 1 = 85$ dan matriks lintasan yang terbentuk sebagai berikut:

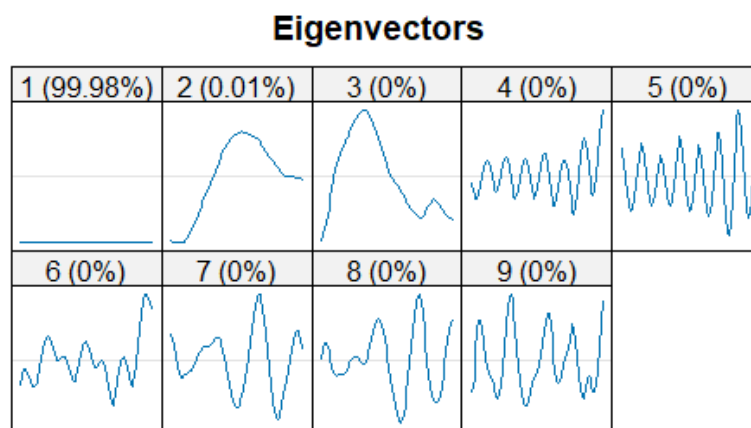
$$X = (x_{ij})_{i,j=1}^{84,85} = \begin{bmatrix} 100.69 & 100.59 & \dots & 101.86 \\ 100.59 & 98.79 & \dots & 102.19 \\ 98.79 & 99.05 & \ddots & 101.53 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 101.16 & 101.39 & \dots & 102.95 \end{bmatrix}$$

Kemudian matriks lintasan yang telah diperoleh dilakukan SVD yang menghasilkan 84 *eigentruple* yang terdiri dari nilai singular (λ), vektor eigen kiri (U_i) dan vektor eigen kanan (V_i). Penelitian terdahulu dilakukan oleh Andhika, dkk (2020) melakukan peramalan pada data NTP di Bali dengan metode SSA. Pada penelitian tersebut dipilih L sebesar 57 dengan metode *trial and error*. Sedangkan pada penelitian ini dipilih L sebesar 84 dengan mengambil nilai L maksimum yaitu $N/2$. Selanjutnya dibentuk grafik nilai singular hasil SVD tertampil pada Gambar 2.



Gambar 2 Scree plot nilai singular

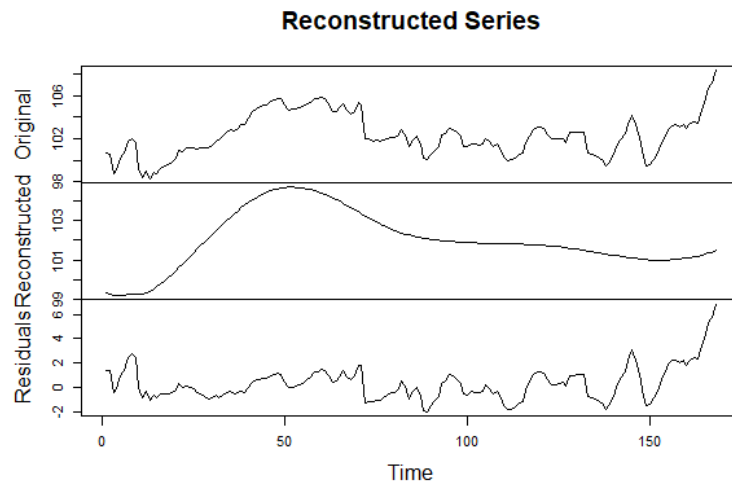
Gambar 2 menunjukkan grafik nilai singular, dapat dilihat bahwa setelah nilai eigen ke 10 hingga 50 mulai menurun secara lambat sehingga dapat diidentifikasi sebagai kelompok *noise* (Hassani, 2007). Maka dari itu, nilai yang dijadikan parameter r (*grouping effect*) adalah 9. Namun dari kesembilan nilai eigen tidak menutup kemungkinan bahwa masih terdapat nilai eigen yang termasuk komponen *noise*.



Gambar 3 Grafik vektor eigen

Gambar 3 menunjukkan grafik vektor eigen dan kontribusi dari masing masing nilai eigen. Nilai eigen yang memiliki kontribusi hanya pada nilai eigen 1 dan 2 sedangkan nilai eigen ke 3 hingga 9 diidentifikasi sebagai *noise*. Berdasarkan Gambar 3, grafik pada nilai eigen 1 dan nilai eigen 2 membentuk pola variasi yang lambat sehingga diidentifikasi sebagai tren. Oleh karena itu, kelompok yang dihasilkan dari tahap *grouping* adalah nilai eigen 1 dan 2 adalah tren dan nilai eigen 3 hingga 84 adalah *noise*. Darmawan (2022) pernah melakukan penelitian dengan metode hibrida SSA-ARIMA pada data penumpang pesawat US Airlines tahun 1949 hingga 1960 dan didekomposisi kedalam 5 kelompok dengan komponen tren yang mendominasi. Sedangkan pada penelitian ini, data didekomposisi menjadi 2 kelompok yang juga didominasi dengan komponen tren.

Selanjutnya dilakukan rekonstruksi pada masing masing kelompok dan hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.



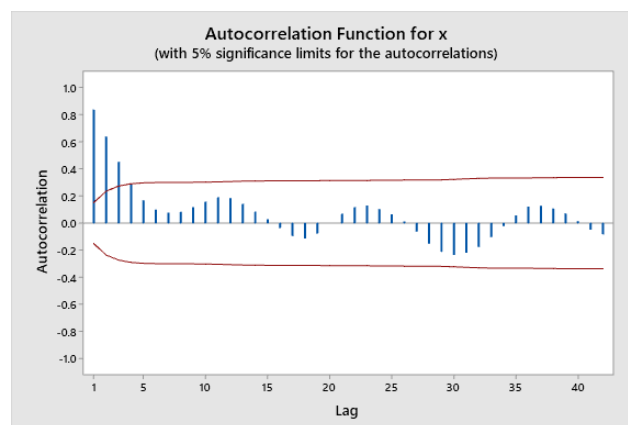
Gambar 4 Grafik hasil rekonstruksi

Gambar 4 menunjukkan perbandingan antara data hasil rekonstruksi, data aktual dan residu. Data residu merupakan hasil rekonstruksi dari komponen *noise*.

Tabel 1 Data residu

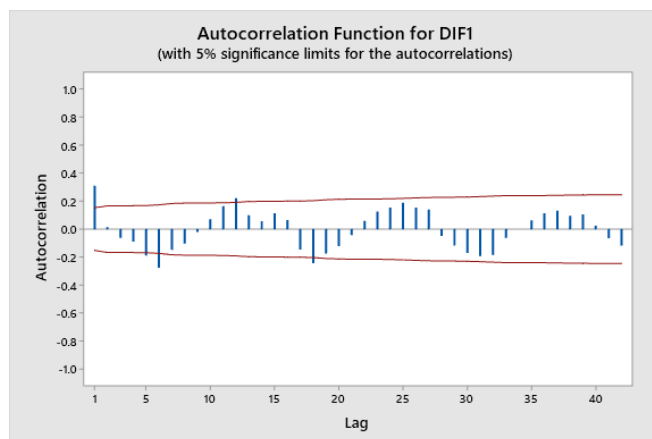
Periode	Residu
1	1,3833844
2	1,3481758
3	-0,401470
⋮	⋮
168	6,8623135

Tabel 1 menunjukkan data residu dari metode SSA. Residu tersebut selanjutnya dimodelkan dengan metode SARIMA. Tahap pertama dalam analisis SARIMA adalah pengecekan stasioneritas. Uji stasioneritas menggunakan uji *Augmented* Dickey-Fuller (ADF). Berdasarkan uji ADF diperoleh $p\text{-value} = 0,61 > \alpha = 0,05$ yang berarti data belum stasioner. Selain itu, stasioneritas dapat dilihat juga melalui grafik ACF yang terdapat pada Gambar 5.



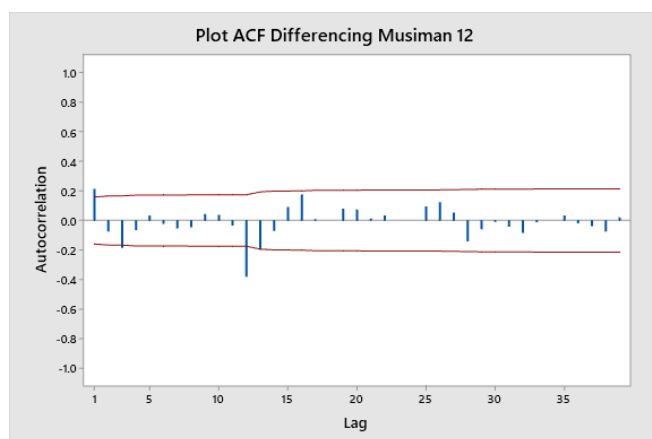
Gambar 5 Plot ACF Residu

Gambar 5 menunjukkan plot *Autocorrelation Function* (ACF) residu yang polanya *dies down* dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner. Selanjutnya dilakukan *differencing* 1 dan hasilnya dapat dilihat pada Gambar 7.



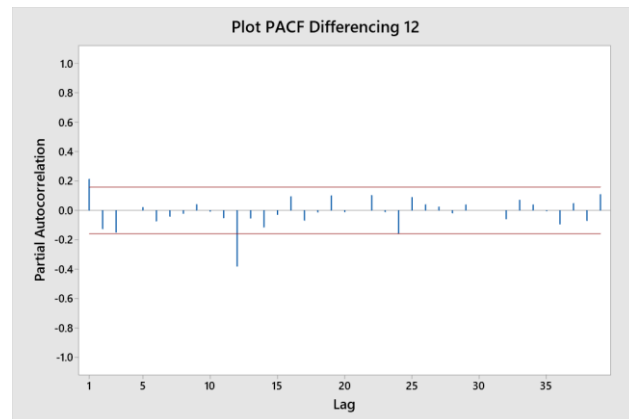
Gambar 6 Plot ACF *differencing* 1

Gambar 7 menunjukkan plot ACF hasil *differencing* dapat dilihat bahwa pola ACF *cuts off*. Plot ACF menunjukkan bahwa mengandung pola musiman sebanyak 12 karena terdapat pola berulang dan keluar pita konfidensi pada lag ke 12. Hal ini menandakan data perlu di *differencing* musiman pada lag ke-12. Hasil *differencing* musiman pada lag ke-12 dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 7 Plot ACF hasil *differencing* musiman lag ke-12

Gambar 7 menunjukkan plot ACF hasil *differencing* musiman pada lag ke-12, dapat diketahui bahwa data sudah stasioner karena plot ACF *cuts off*. Berdasarkan plot ACF, lag pertama keluar pita konfidensi maka orde $MA(q)$ yang mungkin adalah 0 dan 1. Selain itu, lag ke-12 juga keluar pita konfidensi maka orde $MA(Q)$ yang mungkin adalah 0 dan 1. Selanjutnya plot *Partial Autocorrelation Function* (PACF) *differencing* musiman pada lag ke-12 dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8 Plot PACF hasil *differencing* musiman lag ke-12

Gambar 8 menunjukkan plot PACF hasil *differencing* musiman pada lag ke-12, dapat dilihat bahwa lag pertama keluar pita konfidensi maka orde $AR(p)$ yang mungkin adalah 0 dan 1. Selain itu, lag ke-12 juga keluar pita konfidensi maka orde $AR(P)$ yang mungkin adalah 0 dan 1. Model SARIMA dari data residu yang mungkin berdasarkan ACF dan PACF adalah $SARIMA(1,1,0)(1,1,1)_{12}$, $SARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$, $SARIMA(1,1,0)(1,1,0)_{12}$, $SARIMA(1,1,1)(1,1,0)_{12}$, $SARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$, $SARIMA(1,1,1)(1,1,1)_{12}$, $SARIMA(0,1,1)(1,1,1)_{12}$, $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$, dan $SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$. Semua model SARIMA yang mungkin dilakukan uji signifikansi parameter. Selanjutnya dilakukan uji asumsi *white noise* dan distribusi normal pada model SARIMA yang memenuhi uji signifikansi parameter. Hasil uji asumsi *white noise* ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Uji *white noise*

Model SARIMA	X^2	<i>p-value</i>
$SARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	10,65	0,300
$SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	8,24	0,510
$SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$	8,76	0,459

Tabel 2 menunjukkan uji *white noise* pada model SARIMA yang telah memenuhi uji signifikansi parameter. Semua model SARIMA memenuhi uji asumsi *white noise* karena nilai *p-value* lebih dari taraf signifikansi 5%. Kemudian dilakukan uji distribusi normal pada ketiga model SARIMA. Hasil pengujian tertampil pada Tabel 3.

Tabel 3 Uji distribusi normal

Model SARIMA	<i>p-value</i>
$SARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	0,010
$SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	0,010
$SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$	0,059

Tabel 3 menunjukkan hasil uji distribusi normal dari model SARIMA. Model dikatakan berdistribusi normal apabila *p-value* lebih dari taraf signifikansi. Berdasarkan hasil pengujian diketahui bahwa hanya model $SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ yang berdistribusi normal. Langkah selanjutnya adalah tahap perhitungan hasil peramalan pada data *testing* menggunakan metode hibrida SSA-SARIMA.

Tabel 4 Data hasil peramalan metode hibrida SSA-SARIMA

Periode	Peramalan		
	SSA	SARIMA (0,1,1)(1,1,0) ₁₂	SSA-SARIMA.
169	101,66	7,35	109,018
170	101,63	6,88	108,515
171	101,61	6,36	107,973
172	101,58	5,31	106,901
173	101,56	5,13	106,697
174	101,54	5,29	106,836
175	101,53	5,46	106,988
176	101,51	6,33	107,843
177	101,50	7,31	108,811
178	101,49	8,07	109,567
179	101,48	8,59	110,084
180	101,48	9,33	110,817

Tabel 4 merupakan tabel hasil peramalan data *testing* metode hibrida SSA-SARIMA. Data peramalan SSA didapatkan dengan metode LRF. Sedangkan peramalan SARIMA didapatkan dengan model SARIMA terbaik. Berdasarkan nilai hasil peramalan dapat dihitung nilai akurasi model menggunakan MAPE dan didapatkan nilai MAPE sebesar 1,43%. Sehingga model terbaik untuk pemodelan komponen *noise* adalah model SARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂ dengan persamaan sebagai berikut.

$$Y_t = Y_{t-1} + 0,513Y_{t-12} - 0,513Y_{t-13} + 0,4870Y_{t-24} + 0,4870Y_{t-25} - 0,2060at + at$$

Selanjutnya model hibrida yang sudah didapatkan digunakan untuk memprediksi data NTP di Indonesia pada tiga periode kedepan yaitu bulan Januari 2023 hingga Maret 2023. Hasil peramalan tiga periode dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil peramalan metode hibrida SSA-SARIMA

Periode	Peramalan		
	SSA	SARIMA (0,1,1)(1,1,0) ₁₂	SSA-SARIMA
181	100.891	9.58517	110.477
182	100.879	9.25250	110.132
183	100.867	9.06879	109.936

Tabel 5 menunjukkan hasil prediksi data NTP di Indonesia pada bulan Januari 2023 hingga Maret 2023. Berdasarkan hasil prediksi, NTP di Indonesia cenderung stabil karena tidak mengalami peningkatan maupun penurunan secara signifikan. Nilai NTP masih diatas 100 yang artinya petani di Indonesia sejahtera karena indeks yang diterima oleh petani lebih besar daripada indeks yang dibayarkan oleh petani.

Metode hibrida SSA-ARIMA sebelumnya sudah pernah dilakukan oleh beberapa peneliti terdahulu. Darmawan (2022) melakukan penelitian menggunakan data konsentrasi CO2 di Mauna Loa menggunakan metode hibrida SSA-ARIMA dan didapatkan MAPE sebesar 0,48%. Selain itu, Melisa, dkk (2021) juga melakukan penelitian menggunakan data inflasi di Kalimantan Timur menggunakan metode hibrida SSA-

ARIMA dan didapatkan nilai MAPE sebesar 32,61%. Sedangkan pada penelitian ini dengan data nilai NTP di Indonesia didapatkan nilai MAPE 1,43% menggunakan metode hibrida SSA-SARIMA, digunakannya model SARIMA karena pada data terdeteksi pola musiman.

PENUTUP

Peramalan data NTP menggunakan metode hibrida SSA-SARIMA menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,43%. Hal tersebut berarti metode hibrida SSA-SARIMA memberikan hasil peramalan yang baik karena nilai MAPE kurang dari 10%. Model SSA yang digunakan adalah SSA dengan parameter *window length* sebesar 84 dan *grouping* sebanyak dua kelompok yaitu komponen tren dan *noise*. Model SARIMA menggunakan komponen *noise* adalah SARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂. Hasil prediksi pada tiga periode kedepan yaitu pada bulan Januari 2023 hingga Maret 2023 berturut-turut yaitu 110,477; 110,132; dan 109,936 menunjukkan bahwa petani di Indonesia sejahtera karena nilai NTP lebih dari 100 yang artinya indeks harga yang diterima lebih besar daripada indeks harga yang dibayarkan oleh petani. Saran untuk penelitian selanjutnya diharapkan dapat menghasilkan peramalan NTP di Indonesia yang lebih baik dan menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil dengan parameter model yang lebih bervariasi pada metode SSA.

DAFTAR RUJUKAN

- Andhika, G. B., Sumarjaya, I. W., & Srinadi, I. G. A. M., (2020). Peramalan Nilai Tukar Petani Menggunakan Metode *Singular Spectrum Analysis*. *E-Jurnal Matematika*, 7, 171-176.
- Arumsari, M., & Dani, A. T. R. (2021). Peramalan data runtun waktu menggunakan model hybrid time series regression–autoregressive integrated moving average. *Jurnal Siger Matematika*, 2, 1-12.
- Aziz, R. A., & Sulistijanti, W. (2018). Peramalan Kunjungan Wisatawan Mancanegara Melalui Bandara Adi Sucipto Menggunakan Support Vector Machine. *Prosiding University Research Colloquium*, 131-138.
- Badan Pusat Statistik. (2022). Nilai Tukar Petani. Diakses di <https://www.bps.go.id>.
- Basari, M. S. N., & Achmad, A. I. (2021). Metode Singular Spectrum Analysis untuk Meramalkan Indeks Harga Konsumen Indonesia Tahun 2019. *Prosiding Statistika*, 484-491.
- Darmawan, G., Rosadi, D., & Ruchjana, B. N. (2022). Hybrid Model of Singular Spectrum Analysis and ARIMA for Seasonal Time Series Data. *CAUCHY-Jurnal Matematika Murni dan Aplikasi*, 7, 302-315.
- Fajar, M. (2020). Perbandingan Kinerja Peramalan Pertumbuhan Ekonomi Indonesia dengan ARIMA, SSA dan Hybrid ARIMA-SSA. Diakses di https://www.researchgate.net/profile/Muhammad-Fajar/publication/333531309_Perbandingan_Kinerja_Peramalan_Pertumbuhan_Ekonomi_Indonesia_dengan_ARIMA_SSA_dan_Hybrid_ARIMA-SSA/links/5cf211b8299bf1fb184e8ee5/Perbandingan-Kinerja-Peramalan-Pertumbuhan-Ekonomi-Indonesia-dengan-ARIMA-SSA-dan-Hybrid-ARIMA-SSA.pdf
- Golyandina, N. & Korobeynikov, A. (2013). Basic Singular Spectrum Analysis and Forecasting with R. *Computational Statistics dan Data Analysis*, 1-40.
- Golyandina, N., Nekrutkin, V., & Zhigljavsky, A.A. (2001). *Analysis of Time Series Structure: SSA and Related Techniques*. Chapman dan Hall/CRC.
- Golyandina, N., Zhigljavsky, (2020). *Singular Spectrum Analysis for time series*. Cardiff: Springer.

- Hassani, Hossein. (2007). Singular Spectrum Analysis: Methodology and Comparison. *Journal of Data Science* , 5, 239-257.
- Hassani, H., & Thomakos, D. (2010). A review on singular spectrum analysis for economic and financial time series. *Statistics and its Interface*, 3, 377-397.
- Suratha, I. K. (2015). Krisis petani berdampak pada ketahanan pangan di Indonesia. *Media Komunikasi Geografi*, 16, 67-80.
- Waeto, S., Chuarkham, K., & Intarasit, A. (2017). Research Article Forecasting Time Series Movement Direction with Hybrid Methodology. *Hindawi Journal of Probability and Statistics*, 1-8.
- Zhang, G. P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, 159-175.
- Zhang, Q., Wang, B. D., He, B., Peng, Y., & Ren, M. L. (2011). Singular spectrum analysis and ARIMA hybrid model for annual runoff forecasting. *Water resources management*, 25, 2683-2703.