

## Peramalan Harga Beras Mingguan di Kalimantan Timur Menggunakan Metode *Singular Spectrum Analysis*

Deswita Istiyanti<sup>1</sup>, Erlyne Nadhilah Widyaningrum<sup>2\*</sup>, Mitha Rabiyatul Nufus<sup>3</sup>, Chandrawati<sup>4</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Statistika, Universitas Mulawarman

<sup>3</sup>Program Studi Pengelolaan Hutan, Jurusan Kehutanan, Politeknik Pertanian Negeri Kupang

<sup>4</sup>Program Studi Statistika, Universitas Hamzanwadi

E-mail: [erlynenadhilah@fmipa.unmul.ac.id](mailto:erlynenadhilah@fmipa.unmul.ac.id)

**Diajukan** 24 September 2025 **Diperbaiki** 21 Desember 2025 **Diterima** 27 Desember 2025

### Abstrak

**Latar Belakang:** Beras memainkan peran sentral dalam ketahanan pangan dan dinamika inflasi Indonesia, sehingga prakiraan harga yang akurat menjadi penting untuk perencanaan kebijakan yang efektif. Di Kalimantan Timur, harga beras mingguan menunjukkan fluktuasi signifikan yang perlu dipantau secara ketat untuk mengantisipasi potensi risiko terhadap kesejahteraan rumah tangga dan inflasi regional.

**Tujuan:** Meramalkan harga beras Kalimantan Timur selama delapan periode mendatang menggunakan metode SSA

**Metode:** *Singular Spectrum Analysis* (SSA) untuk meramalkan harga beras mingguan. Prosedur SSA melibatkan penyisipan (panjang jendela  $L = 48$ ), dekomposisi nilai singular, pengelompokan eigentriples (tren: 1-2; musiman: 3-35; gangguan: 36-48), rata-rata diagonal, dan peramalan-R dengan Formula Rekursif Linear (LRF).

**Hasil:** Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0,084% (*in-sample*) dan 3,299% (*out-sample*). Peramalan menunjukkan harga beras akan tetap berada di kisaran Rp15.500-16.500/kg selama Agustus-Oktober 2025.

**Kesimpulan:** SSA efektif dalam menangkap komponen harga dasar dan menghasilkan peramalan yang andal untuk mendukung pengelolaan cadangan pangan, strategi distribusi, dan mitigasi risiko inflasi.

**Kata kunci:** *Singular Spectrum Analysis*, Peramalan, Harga Beras, MAPE

### Abstract

**Background:** Rice plays a central role in Indonesia's food security and inflation dynamics, making accurate price forecasts crucial for effective planning policies. In East Kalimantan, weekly rice prices represent a significant risk factor that needs to be closely monitored to anticipate potential risks to household welfare and regional inflation.

**Objective:** To predict rice prices in East Kalimantan over the next eight periods using the SSA method.

**Methods:** *Singular Spectrum Analysis* (SSA) to predict weekly rice prices. The SSA procedure includes embedding (window length  $L = 48$ ), singular value decomposition, eigentriple clustering (trend: 1-2; seasonality: 3-35; disturbance: 36-48), diagonal averaging, and R-forecasting using the Linear Recursive Formula (LRF).

**Results:** MAPE of 0.084% (*in-sample*) and 3.299% (*out-sample*). Estimates indicate that rice prices will remain in the range of IDR 15,500-16,500/kg during August-October 2025.

**Conclusion:** The SSA is effective in capturing basic price components and producing reliable forecasts to support food reserve maintenance, distribution strategies, and inflation risk mitigation.

**Keywords:** *Singular Spectrum Analysis*, Forecasting, Rice Price, MAPE

## PENDAHULUAN

Beras sebagai pangan pokok masyarakat Indonesia memiliki peran strategis dalam menjaga ketahanan pangan dan stabilitas ekonomi. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa harga beras sering mengalami fluktuasi akibat faktor internal seperti kualitas, kebijakan pemerintah, dan bencana alam, serta faktor eksternal seperti biaya produksi dan permintaan global. Ketidakstabilan harga ini berdampak pada inflasi dan jumlah masyarakat miskin, di mana kenaikan harga beras sebesar 10% dapat meningkatkan jumlah masyarakat miskin sekitar 1% (Amri et al., 2025). Selain itu, beberapa penelitian juga menekankan pentingnya kestabilan harga beras agar produksi, distribusi, dan konsumsi pangan tetap terjaga secara berkelanjutan (Gapari, 2021).

Permintaan beras yang tinggi di Indonesia, termasuk di Kalimantan Timur (Kaltim), mendorong perlunya pengelolaan dan pemantauan harga yang efektif. Rata-rata konsumsi beras masyarakat Kaltim tercatat lebih tinggi dibandingkan rata-rata nasional, dan diperkirakan kebutuhan beras akan terus meningkat seiring pertumbuhan penduduk menjelang pemindahan Ibu Kota Negara (Ramadan et al., 2023). Ketahanan pangan lokal menjadi fokus penting karena ketersediaan beras yang cukup, terjangkau, dan merata berpengaruh langsung terhadap stabilitas sosial dan ekonomi wilayah. Kenaikan harga beras yang tidak terkontrol juga dapat menimbulkan tekanan inflasi di tingkat provinsi maupun nasional, sehingga analisis harga beras menjadi kebutuhan yang mendesak (Handayani et al., 2025).

Analisis statistika berbasis deret waktu (*time series*) menjadi metode yang tepat untuk memahami dinamika harga beras, karena dapat mengidentifikasi pola tren, musiman, siklus, dan noise dari data mingguan. Analisis ini memanfaatkan pengamatan historis untuk memprediksi

nilai harga di masa mendatang, sehingga dapat membantu perencanaan pasokan, distribusi, dan kebijakan intervensi harga (Basari & Achmad, 2021). Grafik deret waktu total aset PT. BPD Kaltim Kaltara memperlihatkan pola yang bersifat tidak stasioner karena adanya kecenderungan tren. Kondisi ini muncul akibat adanya fluktuasi data serta peningkatan yang cukup signifikan dalam jangka waktu panjang, sehingga analisis dapat diteruskan menggunakan metode peramalan (Ningsih et al., 2024). Metode Singular Spectrum Analysis (SSA) dipilih karena kemampuan non-parametriknya, yaitu tidak memerlukan asumsi kestasioneran maupun kenormalan data, serta mampu memisahkan komponen tren, musiman, dan noise yang dapat diinterpretasikan secara independen (Deli et al., 2024).

Penerapan SSA dalam berbagai studi menunjukkan akurasi tinggi dibandingkan metode peramalan lain seperti SARIMA dan algoritma *neural network*. Misalnya, penelitian terhadap produksi padi di Kabupaten Pinrang menggunakan SSA berhasil mencapai tingkat kesalahan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 4,97% (Sauddin & Kaimuddin, 2022), sementara penelitian pada debit Sungai Citarum menunjukkan SSA lebih akurat dibandingkan model SARIMA (Ruhiat et al., 2020). Keunggulan ini memungkinkan peramalan harga beras yang lebih presisi, sehingga pihak terkait dapat mengambil keputusan yang tepat terkait kebijakan harga, stok, dan distribusi (Hidayat et al., 2020). SSA merupakan metode yang kuat untuk analisis struktur deret waktu, terutama dalam mengidentifikasi pola laten dan menghasilkan peramalan yang stabil pada data dengan fluktuasi jangka pendek maupun jangka panjang (Hassani & Zhiqijavsky, 2009).

Berdasarkan data mingguan harga beras di Kaltim dari Agustus 2023 hingga Juli 2025, penelitian ini bertujuan untuk

menghasilkan proyeksi harga selama delapan periode ke depan menggunakan metode SSA. Peramalan ini diharapkan dapat memberikan informasi strategis bagi pemerintah daerah, pedagang, dan masyarakat dalam menjaga ketahanan pangan dan menekan risiko inflasi akibat fluktuasi harga beras. Dengan demikian, analisis statistika berbasis SSA tidak hanya menawarkan prediksi harga, tetapi juga menjadi dasar perencanaan kebijakan pangan yang lebih matang dan terukur.

## METODE

### Analisis Runtun Waktu

*Forecasting analysis*, atau teknik peramalan, adalah metode statistik yang digunakan untuk membantu pengambilan keputusan berdasarkan prediksi yang dihasilkan. Dalam peramalan, terdapat berbagai jenis pola data yang terbentuk, yang bergantung pada data historisnya. Beberapa pola data dapat dengan mudah diprediksi, sementara yang lainnya sulit untuk diperkirakan. Tantangan utama dalam peramalan adalah memilih model yang tepat untuk meramalkan data di masa depan. Jenis pola data yang umum ditemukan berdasarkan data historis meliputi pola data konstan, pola tren, pola musiman (*seasonal*), dan pola sporadis atau *intermittent* (Ilmi et al., 2023).

#### Singular Spectrum Analysis

*Singular Spectrum Analysis* (SSA) merupakan metode analisis deret waktu nonparametrik yang digunakan untuk melakukan peramalan dengan cara memecah deret asli menjadi sejumlah komponen yang lebih mudah dipahami, seperti komponen tren, musiman, dan noise acak. Proses SSA terdiri atas dua tahapan utama yang saling berkaitan, yaitu tahap dekomposisi dan tahap rekonstruksi. Algoritma SSA dibangun berdasarkan kedua tahapan tersebut. (Sakinah, 2018). Pada

tahap dekomposisi, terdapat dua sub-tahap, yaitu *embedding* dan *singular value decomposition*. Parameter utama dalam dekomposisi adalah panjang jendela (*window length*). Semakin besar nilai  $L$ , semakin detail dekomposisi deret waktunya. Dekomposisi paling rinci terjadi ketika nilai *window length* setara dengan setengah panjang deret waktu ( $N$ ), sehingga  $L$  sebaiknya berada dalam interval  $2 < L < \frac{N}{2}$  (Golyandina et al., 2001).

#### a. Embedding

Pada tahap ini data runtun waktu  $F = F_N = f_1, \dots, f_N$  diubah menjadi matriks lintasan ( $X$ ). Matriks  $X$  berukuran  $L \times K$ , dengan  $L$  pada interval  $2 < L < \frac{N}{2}$  dan  $K = N - L + 1$  (Zhigljavsky, 2025).

$$X = (x_{ij})_{i,j=1}^{L,K} \quad (1)$$
$$= \begin{bmatrix} f_1 & f_2 & f_3 & \dots & f_K \\ f_2 & f_3 & f_4 & \dots & f_{K+1} \\ f_3 & f_4 & f_5 & \dots & f_{K+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_L & f_{L+1} & f_{L+2} & \dots & f_N \end{bmatrix}$$

b. *Singular Value Decomposition* (SVD)  
SVD, atau dekomposisi nilai singular, bertujuan untuk memisahkan komponen-komponen dalam dekomposisi data deret waktu. Tahap SVD diawali dengan penentuan nilai eigen ( $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_i$ ) dari matriks simetris, yaitu:

$$S = XX^T \quad (2)$$

di mana  $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_i \geq 0$  dan  $u_1, u_2, \dots, u$  adalah vektor eigen dari masing-masing nilai eigen matriks  $S$ . Rank dari matriks lintasan  $X$  dapat ditunjukkan dengan  $r^* = L^* = \min(L, K)$ . Jika dinotasikan:

$$v_i = \frac{x^T u_i}{\sqrt{\lambda_i}} \text{ di mana } i = 1, 2, \dots, r^*. \quad (3)$$

Matriks  $X$  terbentuk dari vektor eigen ( $u_i$ ), nilai singular ( $\sqrt{\lambda_i}$ ) dan komponen utama ( $v_i^T$ ). Ketiga elemen pembentuk SVD ini disebut *eigentriple*. Misalkan terdapat sebuah matriks persegi  $S$

berukuran  $L \times L$  dan sebuah vektor kolom  $\mathbf{u}$ . Vektor  $\mathbf{u}$  merupakan vektor dalam ruang Euclidean  $R^n$  yang dihubungkan pada persamaan:

$$Su = \lambda u \quad (4)$$

di mana,  $\lambda$  merupakan suatu skalar dan  $\mathbf{u}$  adalah vektor yang tidak nol. Skalar  $\lambda$  disebut sebagai nilai eigen (*eigen value*) dari matriks  $\mathbf{S}$  (Adhiguna & Pujiyanta, 2014).

Tahap rekonstruksi adalah proses membentuk kembali data menjadi deret waktu baru. Tahap ini mencakup dua langkah, yaitu *grouping* dan *diagonal averaging*. Parameter penting dalam rekonstruksi adalah *grouping effect* (R) (Sergio et al., 2023)

#### a. Grouping

Pada tahap ini, matriks  $\mathbf{X}_i$  dikelompokkan dengan tujuan memisahkan komponen *eigentriple* yang diperoleh dari langkah SVD menjadi beberapa subkelompok, yaitu tren, musiman, dan *noise*. Vektor eigen menjadi dasar pengelompokan dalam proses *grouping*.

#### b. Diagonal Averaging

Pada tahap diagonal averaging, setiap kelompok  $\mathbf{X}_i$  direkonstruksi menjadi deret waktu baru dengan panjang  $N$ . Misalkan matriks  $\mathbf{Y}$  berukuran  $L \times K$  sebagai berikut:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \dots & y_K \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_L & y_{L+1} & \dots & y_N \end{bmatrix} \quad (5)$$

Matriks  $\mathbf{Y}$  diubah menjadi bentuk deret  $g_1, g_2, \dots, g_N$  melalui *diagonal averaging* sebagai berikut (Purnama, 2022) :

$$g_k = \frac{\sum_{(l,k)} \in A_S y_{lk}}{|A_S|} \quad (6)$$

#### c. W-Correlation

SSA adalah kemampuan memisahkan komponen, yang menjadi indikator

seberapa baik komponen-komponen tersebut berbeda satu sama lain. Pemisahan ini dibagi menjadi dua jenis, yaitu pemisahan kuat dan pemisahan lemah. Untuk mengevaluasi tingkat pemisahan antara dua deret, misalkan  $F^{(1)}$  dan  $F^{(2)}$ , digunakan suatu ukuran yang disebut korelasi berbobot atau *W-correlation* (Zhigljavsky, 2025).

$$\rho^{(w)}(\hat{F}^{(1)}, \hat{F}^{(2)}) = \frac{(\hat{F}^{(1)}, \hat{F}^{(2)})_w}{\sqrt{(\hat{F}^{(1)}, \hat{F}^{(2)})_w (\hat{F}^{(1)}, \hat{F}^{(2)})_w}} \quad (7)$$

Tingkat korelasi ditampilkan melalui gradasi warna pada plot *W-correlation*, dari terang hingga gelap. Semakin gelap warnanya, semakin tinggi nilai korelasinya (Wicaksono et al., n.d.)

## Peramalan SSA

Dalam SSA, terdapat dua pendekatan yang digunakan untuk peramalan, yaitu metode rekuren (*R-forecasting*) dan metode vektor (*V-forecasting*). Metode rekuren merupakan pendekatan dasar yang paling sering digunakan karena lebih sederhana, sedangkan metode vektor merupakan pengembangan atau modifikasi dari metode rekuren (Idrus et al., 2022). Peramalan SSA yang digunakan dalam penelitian ini adalah SSA rekuren (*R-forecasting*). Peramalan *R-forecasting* berkaitan dengan penaksian *Linier Recurerent Formula* (LRF). Jika dimisalkan  $u_i = (u_1, u_2, \dots, u_{L-1}, u_L)$ ,  $u_i^\nabla = (u_1, u_2, \dots, u_{L-1})$  dan  $\sigma_i$  adalah komponen terakhir dari *eigenvectors*  $u_i$  atau dapat dituliskan  $\sigma_i = u_L$ , maka koefisien LRF dapat dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}^{(h)} &= (r_{L-1}^{(h)}, r_{L-2}^{(h)}, \dots, r_1^{(h)}) \\ &= \frac{1}{1 - \nu^2} = \sum_{i=1}^l \sigma_i u_i^\nabla \end{aligned} \quad (8)$$

di mana  $\nu^2 = \sum_{i=1}^l \sigma_i^2$ .

Data deret waktu yang digunakan pada metode *R-forecasting* diperoleh dari hasil rekonstruksi menggunakan teknik *diagonal averaging*. Selanjutnya, dilakukan penentuan sebanyak  $M$  titik baru yang akan diprediksi, sehingga deret hasil peramalan dapat dinyatakan melalui persamaan berikut (Wicaksono et al., 2019) :

$$\hat{f}_{N+M}^{(h)} = (\hat{f}_1^{(h)}, \hat{f}_2^{(h)}, \dots, \hat{f}_{N+M}^{(h)}) \quad (9)$$

Hasil peramalan diperoleh berdasarkan:

$$\begin{aligned} \hat{f}_t^{(h)} &= \begin{cases} \hat{f}_t^{(h)}, & \text{untuk } t = 1, 2, \dots, N \\ \sum_{j=1}^{L-1} r_j^{(h)} \hat{f}_{t-1}^{(h)}, & \text{untuk } t = N + 1, \dots, N + M \end{cases} \quad (10) \end{aligned}$$

### Beras

Beras merupakan salah satu bahan pangan utama bagi sebagian besar penduduk Indonesia. Komoditas ini memiliki peranan yang sangat penting dalam berbagai bidang, seperti ekonomi meliputi penyerapan tenaga kerja, pertumbuhan, dan dinamika ekonomi pedesaan serta lingkungan, dengan kontribusinya dalam menjaga tata guna air dan kualitas udara. Dari sisi sosial-politik, beras berfungsi sebagai perekat persatuan bangsa sekaligus faktor pendukung stabilitas dan keamanan. Selain itu, beras juga menjadi sumber gizi utama karena menyediakan kalori, protein, lemak, dan vitamin bagi masyarakat (Gapari, 2021).

Harga beras kerap mengalami fluktuasi akibat faktor internal, seperti kualitas, kebijakan pemerintah, dan bencana alam, serta faktor eksternal, termasuk biaya produksi dan permintaan global. Sebagai salah satu makanan pokok, kestabilan harga beras memiliki peran strategis dalam kehidupan masyarakat sehari-hari (Amri et al., 2025).

### Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan data PIHPS yang diperoleh melalui laman resmi Bank Indonesia. Data yang dianalisis mencakup data harga beras mingguan di

Kalimantan Timur dari Agustus 2023 hingga Juli 2025. Dengan pembagian data sebesar 90:10, penelitian ini menggunakan 95 data sebagai *in-sample* (1 Agustus 2023 – 13 Mei 2025) dan 10 data sebagai *out-sample* (20 Mei 2025 – 29 Juli 2025). Analisis data penelitian ini didukung oleh perangkat lunak Microsoft Excel dan RStudio. Adapun tahapan yang dilakukan dalam analisis data penelitian ini adalah sebagai berikut:

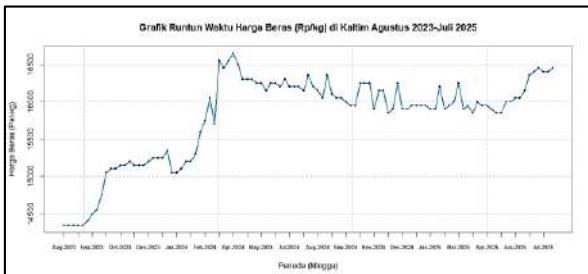
1. Melakukan analisis statistika deskriptif dengan menyajikan grafik runtun waktu.
2. Melakukan proses *embedding* pada tahap dekomposisi. Pada tahap *embedding*, dilakukan pemilihan terhadap parameter tunggal dekomposisi yaitu *window length* ( $L$ ).
3. Melakukan proses SVD dengan cara mendekomposisikan matriks singular dari matriks lintasan  $\mathbf{X}$  menjadi suatu penjumlahan.
4. Melakukan proses *grouping* pada tahap rekonstruksi dan dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu menggunakan grafik nilai singular maupun vektor eigen.
5. Melakukan *diagonal averaging* dengan mentransformasi matriks hasil grouping menjadi deret waktu baru sekaligus memastikan setiap kelompok tidak saling berkorelasi melalui matriks  $\mathbf{W}$ .
6. Melakukan prediksi harga beras di Kalimantan Timur pada periode Agustus 2023 sampai dengan Juli 2025.
7. Menghitung tingkat akurasi prediksi berdasarkan nilai MAPE.
8. Melakukan peramalan harga beras di Kalimantan Timur pada periode Agustus hingga Oktober.
9. Membuat grafik data harga beras Kalimantan Timur dengan data hasil prediksi dan peramalan periode Agustus 2023 sampai dengan Oktober 2025.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut gambaran data harga beras dan hasil ramalan menggunakan metode SSA:

### Statistika Deskriptif

Berikut pola pergerakan data, grafik runtun waktu disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik Runtun Waktu Harga Beras di Kaltim

Gambar 1. menunjukkan bahwa harga beras di Kalimantan Timur mengalami kenaikan signifikan pada awal periode, dari Agustus 2023 sekitar Rp14.400/kg hingga mencapai puncaknya sekitar April 2024 di kisaran Rp16.500/kg. Setelah puncak ini, harga relatif stabil dengan fluktuasi mingguan yang lebih kecil, menunjukkan periode konsolidasi harga hingga pertengahan 2025.

Secara keseluruhan, data memperlihatkan tren naik di awal periode dan stabil di akhir periode, dengan variasi mingguan yang tidak terlalu besar setelah puncak. Pola ini mengindikasikan adanya kenaikan harga secara bertahap di fase awal, diikuti oleh stabilisasi harga yang relatif konsisten pada fase berikutnya.

### Dekomposisi Parameter

Parameter utama dari dekomposisi adalah *window length* ( $L$ ).

#### 1. Embedding

Pada tahap ini data runtun waktu  $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_{95})$  diubah menjadi matriks lintasan  $X$  yang berukuran  $L \times K$ , dengan  $L$  ditentukan dengan menggunakan pendekatan  $L \sim \frac{N}{2}$ . Jika panjang data *in-sample* adalah  $N = 95$ , maka nilai  $L$  adalah

48 sehingga  $K = 95 - 48 + 1 = 48$

#### 2. Singular Value Decomposition (SVD)

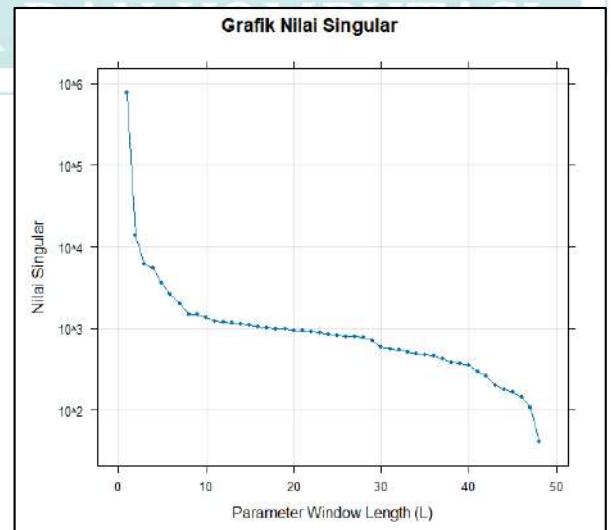
Tabel 1. Nilai Eigen dan Nilai Singular

Nilai Eigen ( $\lambda_i$ )				
5,865	1,900	3,815	...	1,746
$\times 10^{11}$	$\times 10^8$	$\times 10^7$		$\times 10^3$
Nilai Singular ( $\sqrt{\lambda_i}$ )				
765849,267	13784,355	6176,5004	...	5490,0102
Selisih Nilai Singular				
-	7,521	7,608	...	6,865
	$\times 10^5$	$\times 10^3$		$\times 10^2$

### Rekonstruksi Parameter $L = 48$

#### 1. Grouping

Pengelompokan dilakukan melalui analisis secara grafis, yaitu memunculkan grafik *singular value* dan grafik *eigen vector*. Pengelompokan didasarkan pada *eigentriple* yang mewakili tren, musiman, dan *noise*. *Grouping effect* diukur dari total nilai singular yang bukan *noise*, di mana nilai singular yang turun lambat biasanya dianggap *noise*. Grafik berikut menunjukkan hubungan nilai singular dengan *window length* ( $L$ ) untuk menentukan *grouping effect*.

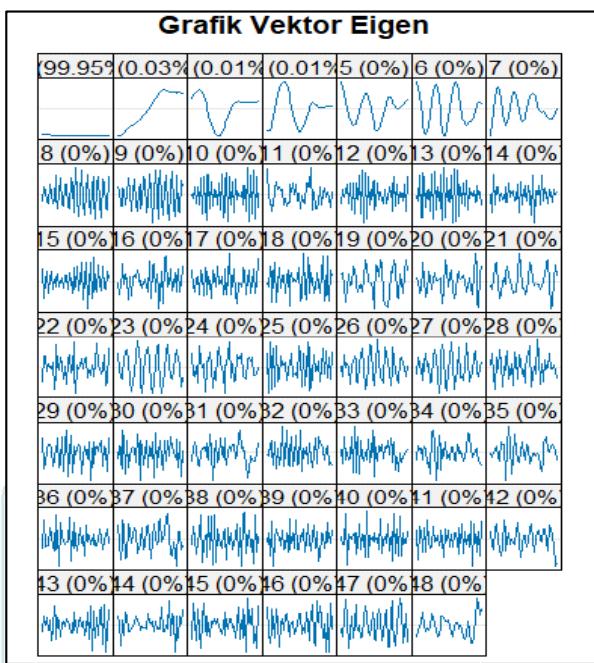


Gambar 2. Grafik Nilai Singular

Berdasarkan Gambar 2, *singular value* menurun secara drastis mulai dari komponen 1 ke komponen 2. Kemudian, mulai dari komponen 3 menurun cepat ke komponen 11. Lalu, turun kembali secara

## Peramalan Harga Beras Mingguan di Kalimantan Timur Menggunakan....

perlahan mulai dari komponen ke-10 hingga ke-30, yang diasumsikan sebagai *noise*. Untuk memastikan *grouping*, *eigen vector* dianalisis secara visual satu per satu dengan melihat pada grafik vektor eigen.



Gambar 3. Grafik Vektor Eigen

Berdasarkan Gambar 3, dapat diketahui grafik masing-masing vektor eigen. Grafik vektor eigen dapat menunjukkan karakteristik *eigentriple* yang memuat vektor eigen terkait. Nilai persentase diperoleh dengan membagi suatu nilai eigen terhadap jumlah keseluruhan nilai eigen. Salah satu contohnya pada grafik eigen 1, yaitu sebesar 99,95% yang diperoleh dari  $\frac{586525100000}{586835600000} \times 100\% = 99,95\%$ . Nilai persentase setiap vektor eigen digunakan untuk menelaah karakteristik *eigentriple* secara berurutan. Dua *eigentriple* dianggap memiliki kesamaan apabila grafik vektor eigennya menunjukkan pola serupa dan persentase antar vektor tidak berbeda jauh.

Adapun kelompok yang dihasilkan ada tiga yaitu *trend*, *seasonal*, dan *noise*.

Berdasarkan Gambar 40 dapat dilihat *eigenvector* 1 hingga 2 membentuk pola *trend*, *eigenvector* 3 sampai komponen 35 membentuk pola *musiman*, dan *eigenvector* lainnya yang tidak dikelompokkan dalam pola *trend* maupun *musiman*, yaitu komponen 32 sampai 45 dikelompokkan sebagai pola *data noise*. Pengelompokan keseluruhan *eigentriple* dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Pengelompokan *Eigentriple*

Kelompok	<i>Eigentriple</i>
Tren	1, 2
Musiman	3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35
Noise	36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48

### 2. Diagonal Averaging

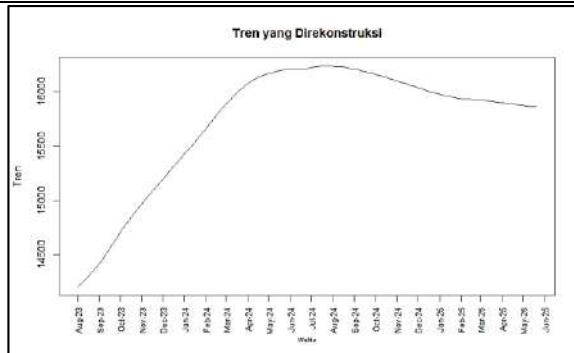
Setelah tahap *grouping* menghasilkan kelompok beserta anggotanya, langkah berikutnya adalah *diagonal averaging*. Pada tahap ini, kelompok *eigentriple* yang terbentuk dipilih untuk direkonstruksi menjadi runtun baru. Setiap komponen direkonstruksi berdasarkan *eigentriple* yang terkait. Dari hasil perhitungan menggunakan *software RStudio*, diperoleh runtun tren hasil rekonstruksi sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Rekonstruksi Komponen Tren

Periode	Hasil Rekonstruksi Tren
1	14204,36
2	14245,29
...	...
95	15862,28

Hasil rekonstruksi komponen trend pada Tabel 3 dapat disajikan dalam bentuk grafik antara waktu dengan komponen tren yang direkonstruksi dan ditampilkan pada Gambar 4.

## Peramalan Harga Beras Mingguan di Kalimantan Timur Menggunakan....



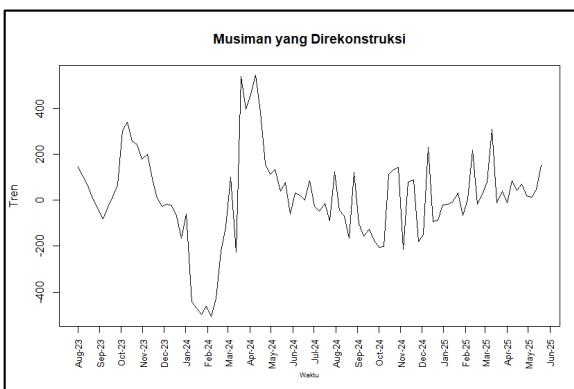
Gambar 4. Grafik Tren yang Direkonstruksi

Selanjutnya, dengan cara yang sama seperti pada komponen tren, komponen musiman juga direkonstruksi dan diperoleh runtun pada komponen musiman seperti pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Rekonstruksi Komponen Musiman

Periode	Hasil Rekonstruksi Tren
1	146,5521795
2	103,3148208
...	...
95	150,4904769

Hasil rekonstruksi komponen musiman pada Tabel 4 dapat disajikan dalam bentuk grafik antara waktu dengan komponen musiman yang direkonstruksi dan ditampilkan pada Gambar 5.



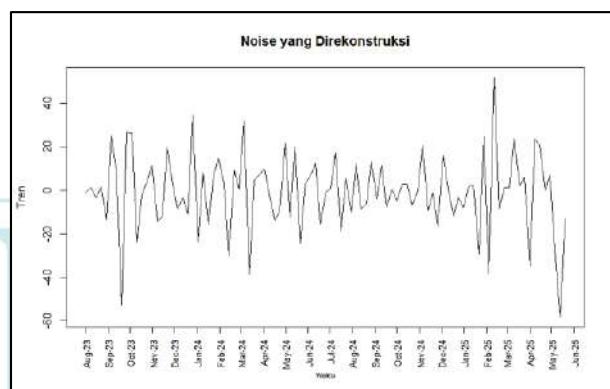
Gambar 5. Grafik Musiman yang Direkonstruksi

Adapun dengan cara yang sama seperti pada komponen tren dan pada komponen musiman, komponen noise juga direkonstruksi dan diperoleh runtun musiman seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Rekonstruksi Komponen Noise

Periode	Hasil Rekonstruksi Tren
1	-0,9104778
2	1,3985628
...	...
95	-12,7747354

Hasil rekonstruksi komponen musiman pada Tabel 5 dapat disajikan dalam bentuk grafik antara waktu dengan komponen noise yang direkonstruksi dan ditampilkan pada Gambar 6.



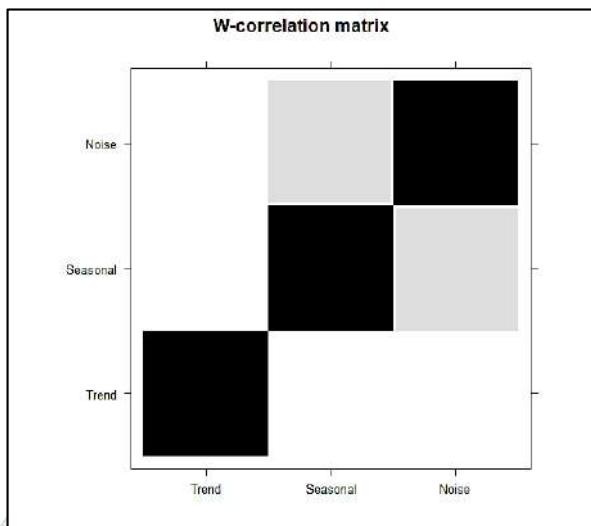
Gambar 6. Grafik Noise yang Direkonstruksi

Setelah runtun untuk komponen tren, musiman, dan noise terbentuk, keterpisahan tiap *eigentriple* dalam masing-masing komponen dapat dianalisis. Untuk melihat keterpisahan ini, digunakan korelasi berbobot (*W-correlation*). Nilai *W-correlation* untuk setiap kelompok yang terbentuk dapat dihitung berdasarkan persamaan 7 dan perhitungan dilakukan dengan menggunakan software RStudio.

Setelah diperoleh hasil perhitungan *W-correlation* pada masing-masing komponen, maka dibentuk matriks **W**. Gradiasi warna antara satu komponen dengan komponen lainnya pada matriks **W** menunjukkan seberapa tinggi nilai korelasi antar komponen. Semakin pekat warna gradasi pada matriks **W** menunjukkan semakin tinggi korelasi

## Peramalan Harga Beras Mingguan di Kalimantan Timur Menggunakan....

antar komponen tersebut. Grafik *W-correlation* dari matriks *W* yang digunakan untuk melihat besarnya korelasi antar komponen ditampilkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik *W*-Correlation

Berdasarkan Gambar 7, dapat dilihat bahwa komponen tren dan komponen musiman dapat dipisahkan karena memiliki gradasi yang lebih terang, kemudian dapat dilihat juga bahwa antar komponen tren dan komponen *noise* juga memiliki warna putih terang, sehingga dapat dikatakan bahwa komponen tren dan komponen *noise* dapat dipisahkan. Lalu, dapat dilihat bahwa komponen musiman dan komponen *noise* memiliki gradasi warna abu-abu terang, walau tidak sampai berwarna putih, sehingga dapat dikatakan bahwa komponen musiman dan *noise* dapat dipisahkan.

Adapun setelah dilakukan pemeriksaan keterpisahan *eigentriple* yang telah dikelompokkan dalam masing-masing komponen. Langkah selanjutnya Adalah menghitung prediksi harga beras mingguan dengan menjumlahkan hasil rekonstruksi komponen tren dan musiman. Dengan menggunakan *software RStudio* diperoleh hasil perhitungan secara lengkap pada

Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Prediksi *Diagonal Averaging*

Periode	Rekonstruksi		<i>Diagonal Averaging</i>
	Tren	Musiman	
1	14204,36	146,5521795	14350,91
2	14245,29	103,3148208	14348,60
...	...	...	...
95	15862,28	150,4904769	16012,77

## Hasil Peramalan SSA

Setelah melakukan pemeriksaan terhadap keterpisahan dari *eigentriple* yang telah dikelompokkan dalam masing-masing komponen, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan. Peramalan dilakukan dengan menggunakan *R-Forecasting* dengan koefisien LRF. Berikut adalah hasil prediksi data *out-sample* dan peramalan untuk 8 periode kedepan.

Tabel 7. Peramalan SSA

Periode	Rekonstruksi		<i>Diagonal Averaging</i>
	Tren	Musiman	
<b>Hasil Prediksi Data <i>Out-sample</i></b>			
13-20 Mei	15819,40	22,014	15841,41
21-27 Mei	15810,12	-96,334	15713,79
28 Mei – 5 Juni	15801,13	-41,981	15759,15
6-13 Juni	15792,39	-46,555	15745,84
14-21 Juni	15783,89	-17,649	15766,24
22-29 Juni	15775,58	-72,842	15702,74
30 Juni – 7 Juli	15767,45	299,185	16066,63
8-15 Juli	15759,44	52,402	15811,84
16-23 Juli	15751,54	-251,514	15500,03
24-29 Juli	15743,74	-339,655	15404,08
30 Juli – 5 Agustus	15735,98	283,934	16019,91
6-13 Agustus	15728,21	-86,063	15642,15
14-21 Agustus	15720,43	-188,888	15531,54
22-29 Agustus	15712,62	61,019	15773,63
30 Agustus-6 Sep	15704,75	39,327	15744,07
7-14 September	15696,87	-169,405	15527,46
15-22 September	15688,96	3,5497	15692,51

## Peramalan Harga Beras Mingguan di Kalimantan Timur Menggunakan...

23-30	15681,02	105,500	15786,52
September			

## Evaluasi Akurasi Model SSA

**Tabel 8.** Nilai Akurasi Model SSA

Model	MAPE
In Sample	0,084 %
Out Sample	3,299 %

Berdasarkan Tabel 8, terlihat bahwa MAPE untuk data *in-sample* sebesar 0,084%, yang menunjukkan akurasi model sangat tinggi untuk data yang digunakan dalam pelatihan. Sedangkan untuk data *out-sample*, MAPE sebesar 3,299%, menunjukkan model tetap cukup baik dalam memprediksi data baru, meski ada sedikit indikasi *overfitting* karena akurasi pada data *in-sample* lebih tinggi daripada pada data *out-sample*.

## Grafik Perbandingan

Hasil grafik perbandingan antara data aktual dengan hasil peramalan *out-sample* dan untuk 8 periode selanjutnya disajikan dalam Gambar 8.



**Gambar 8.** Grafik Perbandingan Data Aktual dan Data Hasil Peramalan

Berdasarkan Gambar 8, dapat dilihat bahwa tren harga beras meningkat dari Agustus 2023 hingga sekitar Maret 2024, kemudian relatif stabil dengan fluktuasi minor hingga pertengahan 2025. Data prediksi mengikuti pola data aktual dengan sangat akurat untuk periode *in-sample* (minggu 1-95). Untuk periode *out-sample* (minggu 96-105), peramalan menunjukkan akurasi yang cukup, dengan

sedikit penurunan harga dibandingkan puncak sebelumnya, namun tetap berada di kisaran 15.500–16.500 per-kg. Hasil peramalan tersebut menunjukkan adanya ketidakpastian harga di periode *out-sample*, namun secara keseluruhan metode mampu memberikan estimasi harga yang realistik. Hasil ini mengindikasikan bahwa metode SSA mampu memberikan estimasi harga yang realistik dan dapat diandalkan.

Dengan demikian, tingkat akurasi prediksi yang dicapai menunjukkan bahwa SSA berpotensi menjadi alat analisis yang efektif untuk memantau perkembangan harga beras di Kalimantan Timur. Informasi hasil prediksi tersebut dapat digunakan oleh pemerintah daerah maupun pelaku pasar sebagai dasar dalam mengantisipasi risiko inflasi, misalnya dengan menyiapkan cadangan beras, mengatur distribusi, atau mengendalikan pasokan pada periode yang diprediksi mengalami lonjakan harga.

## **PENUTUP** **Kesimpulan**

Harga beras meningkat dari Rp14.400/kg di awal periode hingga Rp16.500/kg pada Maret-April 2024, lalu relatif stabil pada kisaran Rp15.500–16.500/kg hingga pertengahan 2025. Analisis dengan *Singular Spectrum Analysis* (SSA) memisahkan data menjadi tren, musiman, dan noise, dengan tren dan musiman sebagai komponen dominan. Model ini terbukti akurat (MAPE *in-sample* 0,084% dan *out-sample* 3,299%) serta memprediksi harga Agustus–Oktober 2025 tetap pada kisaran Rp15.500–16.500/kg, sehingga risiko inflasi dari beras relatif terkendali meski fluktuasi kecil tetap perlu diperhatikan.

## Saran

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar analisis dilakukan dengan

## Peramalan Harga Beras Mingguan di Kalimantan Timur Menggunakan....

cakupan data yang lebih terbaru dengan menggunakan variabel fundamental: produksi padi, luas panen, produktivitas, cuaca (curah hujan), harga pupuk. Model SSA bisa digabungkan dengan variabel eksogen (misalnya dengan pendekatan *hybrid*) untuk meningkatkan interpretabilitas dan akurasi.

### DAFTAR PUSTAKA

- Adhiguna, K., & Pujiyanta, A. (2014). Aplikasi Bantu untuk Menentukan Nilai Eigen dan Vektor Eigen Berbasis Multimedia. *Jurnal Sarjana Teknik Informatika*, 2(1). 91-100. <https://journal.uad.ac.id/index.php/JSTIF/article/view/2606>
- Amri, I. F., Supriadin, S., Haris, M. A., Ninu, M. F., Chumairoh, K. C., Purnama, G. S., & Nur Rohim, F. H. (2025). Prediksi Harga Beras Di Pasar Grosir Indonesia Menggunakan Metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters. *Jurnal Gaussian*, 14(1), 31-41. <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/article/view/47101>
- Basari, M. S. N., & Achmad, A. I. (2021). Metode Singular Spectrum Analysis untuk Meramalkan Indeks Harga Konsumen Indonesia Tahun 2019. Prosiding Statistika, 7, 484-491.
- Deli, T., Kartikasari, P., & Utami, I. T. (2024). Implementasi Metode Singular Spectrum Analysis (SSA) Pada Peramalan Indeks LQ45. *Jurnal Gaussian*, 13(1), 210-218. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.13.1.210-218>
- Gapari, M. (2021). Pengaruh Kenaikan Harga Beras terhadap Kesejahteraan Petani di Desa Sukaraja. *PENSA*, 3(1), 14-26. <https://ejournal.stitpn.ac.id/index.php/pensa/article/view/1115>
- Golyandina, N., Vladimir Nekrutkin, & Anatoly Zhigljavsky. (2001). Analysis of Time Series Structure. In Chapman and Hall/CRC eBooks. *Informa*. <https://doi.org/10.1201/9781420035841>
- Handayani, T. D., Imang, N., & Mariyah, M. (2025). Analisis Pengaruh Harga Bahan Pokok Penting Terhadap Inflasi di Kota Samarinda (Studi Kasus: Toko Siap Jaga Harga dan Pasokan Pasar Segiri). *Agricore Jurnal Agribisnis Dan Sosial Ekonomi Pertanian Unpad*, 10(1). <https://doi.org/10.24198/agricore.v10i1.62091>
- Hassani, H., & Zhigljavsky, A. (2009). Singular spectrum analysis: methodology and application to economics data. *Journal of Systems Science and Complexity*, 22(3), 372-394. <https://doi.org/10.1007/s11424-009-9171-9>
- Hidayat, K. W., Wahyuningsih, S., & Nasution, Y. N. (2020). Pemodelan Jumlah Titik Panas Di Provinsi Kalimantan Timur Dengan Metode Singular Spectrum Analysis. *Jambura Journal of Probability and Statistics*, 1(2), 78-88. <https://doi.org/10.34312/jjps.v1i2.7287>
- Idrus, R. A., Ruliana, R., & Aswi, A. (2022). Penerapan Metode Singular Spectrum Analysis dalam Peramalan Jumlah Produksi Beras di Kabupaten Gowa . *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 4(2), 49-58. <https://jurnalvariansi.unm.ac.id/index.php/variansi/article/view/40>
- Ilmi, N., Aswi, A., & Aidid, M.K. (2023). Generalized Space Time Autoregressive Integrated Moving Average (GSTARIMA) dalam Peramalan Data Curah Hujan di Kota Makassar. *Inferensi*, 6(1), 25-25. <https://doi.org/10.12962/j27213862.v6i1.14347>
- Ningsih, E. L., Nurmayanti, W. P., Widyaningrum, E. N., & Pangruruk, T. A. (2024). Optimalisasi Peramalan Total Aset PT. BPD Kaltim Kaltara dengan Double Exponential Smoothing Brown. *Jurnal Statistika Dan Komputasi*, 3(2), 72-79. <https://doi.org/10.32665/statkom.v3i2.3525>
- Purnama, E. (2022). Aplikasi Metode Singular Spectrum Analysis (SSA) Pada Peramalan Curah Hujan Di Provinsi

- Gorontalo. *Jambura Journal of Probability and Statistics*, 3(2), 161-170. <https://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jps/article/view/16537> 2348-2350. [https://doi.org/10.1007/978-3-662-69359-9\\_572](https://doi.org/10.1007/978-3-662-69359-9_572)
- Ramadan, L. M. A. H., Alim, N., & Tahrir, M. (2023). Analisis Ketahanan Pangan Beras Provinsi Kalimantan Timur Tahun 2023-2032. *Nusantara Innovation Journal*, 1(2), 34-46. <https://doi.org/10.70260/nij.v1i2.20>
- Ruhiat, D., Andiani, D., & Kamilah, W. N. (2020). Forecasting Data Runtun Waktu Musiman Menggunakan Metode Singular Spectrum Analysis (SSA). *Teorema: Teori Dan Riset Matematika*, 5(1), 47-60. <http://dx.doi.org/10.25157/teorema.v5i1.3286>
- Sakinah, A. M. (2019). Akurasi Peramalan Long Horizon dengan Singular Spectrum Analysis. *KUBIK: Jurnal Publikasi Ilmiah Matematika*, 3(2), 93-99. <https://doi.org/10.15575/kubik.v3i2.4111>
- Saudin, A., & Kaimuddin, A. (2022). Proyeksi Produksi Padi Kabupaten Pinrang Dengan Metode Singular Spectrum Analysis. *Jurnal MSA (Matematika Dan Statistika Serta Aplikasinya)*, 10(1), 100-109.
- Sergio, A., Wahyuningsih, S., & Siringoringo, M. (2023). Peramalan Inflasi Kota Balikpapan Menggunakan Metode Singular Spectrum Analysis. *EKSPONENSIAL*, 14(1), 21-30. <https://doi.org/10.30872/eksponensi.al.v14i1.1098>
- Wicaksono, A., Helmi, H., & Yundari, Y. (2019). Prediksi Outflow Uang Kartal Di Kalimantan Barat Dengan Metode Singular Spectrum Analysis (SSA). *Bimaster : Buletin Ilmiah Matematika, Statistika Dan Terapannya*, 8(3). <https://doi.org/10.26418/bbimst.v8i3.33903>
- Zhigljavsky, A. (2025). Singular Spectrum Analysis for Time Series. *International Encyclopedia of Statistical Science*,