

Peramalan Harga Beras Di Provinsi Gorontalo Menggunakan Metode Hybrid Singular Spectrum Analysis (SSA) Dan Triple Eksponential Smoothing (TES)

Lisnawati R. Hunowu¹, Ismail Djakaria², Armayani Aarsal³

^{1,2}Departement of Statistics, Gorontalo State University

³Departement of Mathematics,, Gorontalo State University

Email: lisnahunowu08@gmail.com, iskar@ung.ac.id, armayaniarsal@ung.ac.id

Abstrak

Currently, Gorontalo Province is experiencing the problem of unstable rice prices from the government which makes it difficult for people to meet their food needs, especially rice. There are several factors that can influence rice price instability, namely high demand from other regions, large areas of harvested land, and weather conditions such as drought, floods and the spread of pests that can destroy rice plants. This can cause the price of rice to increase and decrease each month. Therefore, forecasting rice prices for the future is carried out. The method used to forecast is hybrid Singular Spectrum Analysis and Triple Exponential Smoothing. The criteria for determining forecasting accuracy are based on the Mean Absolute Percentage Error value. After the forecasting was carried out, the hybrid Singular Spectrum Analysis and Triple Exponential Smoothing forecasting obtained a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 0.04352537 or 4.35%. The hybrid method of Singular Spectrum Analysis and Triple Exponential Smoothing is said to be better if it has an accuracy value of less than 10%.

Keywords: Forecasting, Singular Spectrum Analysis, Triple Eksponential Smoothing

Abstract

Saat ini Provinsi Gorontalo sedang mengalami permasalahan ketidakstabilan harga beras dari pemerintah yang membuat kebutuhan bahan pangan masyarakat menjadi sulit terpenuhi terutama beras. Terdapat beberapa faktor yang dapat mempengaruhi ketidakstabilan harga beras, yaitu tingginya permintaan dari daerah lain, luas lahan panen, dan kondisi cuaca seperti kekeringan, banjir dan penyebaran hama yang dapat menghancurkan tanaman padi. Hal ini dapat mengakibatkan harga beras setiap bulannya mengalami kenaikan dan penurunan. Oleh karena itu, dilakukan peramalan harga beras untuk kedepannya. Metode yang digunakan untuk melakukan peramalan yaitu *hybrid Singular Spectrum Analysis* dan *Triple Eksponential Smoothing*. Kriteria untuk menentukan akurasi peramalan didasarkan pada nilai *Mean Absolute Percentage Error*. Setelah dilakukan peramalan diperoleh peramalan hybrid Singular Spectrum Analysis dan Triple Exponential Smoothing didapatkan nilai *Mean Absolute percentage error* (MAPE) sebesar 0,04352537 atau 4,35%. *Hybrid Metode Singular Spectrum Analysis* dan *Triple*

Article History

Received : Juli 2025

Reviewed : Juli 2025

Published : Juli 2025

Plagirism Checker: No
234 GT8., 35

Prefix DOI:

10.3483/trigonometri.v1i1.800

Copyright : Author

Publishby :

Trigonometri



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Exponential Smoothing dikatakan lebih baik jika memiliki nilai akurasi kurang dari 10%

Kata Kunci: Peramalan, Singular Spectrum Analysis, Triple Exponential Smoothing

1. PENDAHULUAN

Peramalan merupakan teknik dalam memperkirakan suatu kejadian yang belum terjadi atau akan terjadi di masa mendatang berdasarkan data dimasa lampau. Peramalan didasarkan pada data yang telah ada sebelumnya dengan mempertimbangkan pemilihan metode peramalan secara tepat untuk menghasilkan angka ramalan valid dan akurat [6]. Seiring majunya teknologi komputasi, metode peramalan berkembang dengan cepat dan kompleks. Perkembangan ini menarik karena direkonstruksinya metode peramalan time series yang bersifat hybrid [8]. Hybrid yang digunakan pada penelitian ini yaitu *model singular spectrum analysis* (SSA) dan hasil *diagonal averaging* dimodelkan dengan metode peramalan *triple eksponential smoothing* (TES).

Singular spectrum analysis (SSA) merupakan metode nonparametrik yang tidak memerlukan adanya asumsi tertentu yaitu kestasioneran dan kenormalan data runtun waktu [19]. SSA mampu memisahkan data runtun waktu menjadi komponen penyusunnya yaitu tren, musiman, siklus dan noise yang dapat diinterpretasikan. Algoritma SSA terdiri dari dua tahap yang saling berkaitan satu sama lain yaitu tahap dekomposisi dan konstruksi [10]. Sedangkan metode *triple eksponential smoothing* (TES) dapat diterapkan pada data time series yang mengandung trend dan musiman. Metode ini mempunyai dua metode yaitu metode *Multiplicative* dan metode *Additive*. Model *Multiplicative* digunakan apabila terdapat kecenderungan atau tanda bahwa pola musiman bergantung pada ukuran data. sedangkan model *Additive* diterapkan apabila kecenderungan tersebut tidak terjadi [13].

Saat ini Provinsi Gorontalo sedang mengalami permasalahan ketidakstabilan harga beras dari pemerintah yang membuat kebutuhan bahan pangan masyarakat menjadi sulit terpenuhi terutama beras. Terdapat beberapa faktor yang dapat mempengaruhi ketidakstabilan harga beras yaitu, tingginya permintaan dari daerah lain, luas lahan panen, dan kondisi cuaca seperti kekeringan, banjir dan penyebaran hama yang dapat menghancurkan tanaman padi. Hal ini dapat mengakibatkan harga beras setiap bulannya mengalami kenaikan dan penurunan.

Perubahan dalam produksi beras selama musim tanam dapat menyebabkan ketidakstabilan harga beras, sementara konsumsi beras biasanya stabil sepanjang waktu. Ketidakstabilan harga beras akan menyebabkan masalah. Tingkat kesejahteraan petani akan menurun ketika harga beras rendah, sementara ketika harga beras tinggi, muncul kekhawatiran tentang rawan pangan, terutama bagi masyarakat dengan penghasilan menengah ke bawah [5].

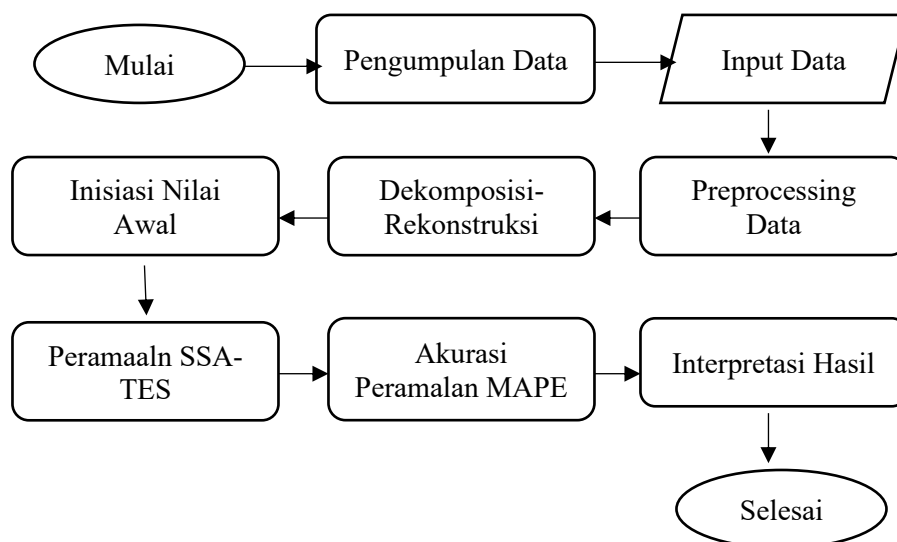
Terdapat beberapa penelitian yang telah menggunakan hybrid SSA dan TES. Salsalina dan Widyasari [21] melakukan penelitian Prediksi Jumlah Pemakaian Air Bersih menggunakan metode Hybrid Singular Spectrum Analysis (SSA) dan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) di PDAM Tirtanadi Sibolangit menunjukkan bahwa hasil model hybrid SSA-SARIMA (1,1,0) (1,0,0) mengalami penurunan pemakaian air bersih dengan tingkat akurasi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yaitu sebesar 6,920446%. Djakaria dan Saleh [7] melakukan penelitian Covid-19 Forecast using Holt-Winter menunjukkan bahwa model peramalan terbaik adalah dengan parameter smoothing $\alpha = 0,1$

dan $\gamma = 0,2$ $\beta = 0,5$ masing-masing untuk trendan musiman yang memberikan nilai MAPE terkecil 6,14.

Dari uraian diatas maka penulis tertarik melakukan penelitian yang berjudul "Peramalan Harga Beras di Provinsi Gorontalo Menggunakan Metode *Hybrid Singular Spectrum Analysis* (SSA) dan *Triple Eksponential Smoothing* (TES)". Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga beras di Provinsi Gorontalo pada tahun 2024 didasarkan pada nilai *Mean Absolute Percentage Error*.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Jenis data yang digunakan pada penelitian adalah data rata-rata harga beras Provinsi Gorontalo periode bulanan yang bersumber dari website resmi Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional dari tahun 2019 sampai dengan 2023 [4]. Metode Peramalan yang digunakan adalah metode *hybrid Singular Spectrum Analysis* (SSA) dan *Triple Eksponential Smoothing* (TES). Adapun alur metode penelitian dapat dilihat pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Alur Metode Penelitian

2.1 Singular Spectrum Analysis (SSA)

Metode *Singular spectrum analysis* (SSA) merupakan teknik analisis yang digunakan untuk peramalan. SSA menggabungkan elemen analisis deret waktu klasik, geometri, sistem dinamis, statistika multivariat dan pemrosesan sinyal [12]. Metode SSA terdiri dari dua tahap, yaitu tahap dekomposisi dan rekonstruksi.

1. Dekomposisi

Proses dekomposisi terbagi menjadi dua tahap, yaitu tahap *embedding* dan *Singular Value Decomposition* (SVD) [20].

- a. Tahap *Embedding*. *Embedding* adalah mengubah data deret waktu menjadi matriks lintasan X , Ini berarti bahwa data awal yang satu dimensi diubah menjadi data multidimensi [12]. Misal data time series dengan panjang N , tanpa data hilang dinyatakan dengan $X = x_1, x_2, \dots, x_N$ ditransformasi ke dalam bentuk matriks berukuran $L \times K$. L merupakan panjang jendela (*windows length*) menunjukkan jumlah baris matriks lintasan dengan nilai $2 \leq L \leq N/2$ dan $K = N - L + 1$ [15]. Penentuan *windows length* (L) dilakukan

dengan dengan tracking MAPE terkecil tanpa grouping menggunakan aplikasi *RStudio*. Pada tahap ini menghasilkan matriks X merupakan matriks hankel berukuran $L \times K$ dimana semua elemen anti diagonalnya bernilai sama. Matriks hankel dapat dinyatakan dalam bentuk berikut [23].

$$X = (X_i)_{L \times K} = [x_1, x_2, \dots, x_N] \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_K \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_L & x_{L+1} & \dots & x_N \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

- b. Dekomposisi nilai singular (SVD) adalah untuk memisahkan komponen dalam dekomposisi dari data deret waktu. Berikut langkah-langkah dari SVD [23].

Menentukan Matriks: $S = XX^T$.

Menentukan nilai eigen dengan persamaan: $\det(S - \lambda I) = 0$ dan vector eigen

$$U_i = u_1, u_2, \dots, u_L$$

Membentuk matriks nilai singular

$$\sqrt{\lambda_1} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \dots & 0_L \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0_L & \dots & \lambda_L \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Membuat matriks *principal component* yang merupakan transpose dari matriks V_i sebagai berikut:

$$V_i = \frac{X^T U_i}{\sqrt{\lambda_i}} \quad (2.3)$$

Hasil Transpose:

$$V_i^T = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1K} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{K1} & v_{K2} & \dots & v_{KK} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Setelah diperoleh nilai singular ($\sqrt{\lambda_i}$), eigen vektor (U_i) dan *principal component* (V_i^T), maka SVD dari matriks lintasan X adalah:

$$X = U_i \sqrt{\lambda_i} V_i^T \quad (2.5)$$

Matriks X adalah terbentuk dari singular value (σ_i), vector eigen (U_i dan *principal component* (V_i^T)). Ketiga komponen pembentuk SVD ini disebut *eigentriple*, maka ketiga komponen dalam matriks X_i dapat dituliskan sebagai berikut [17].

$$X_i = X_1 + X_2 + \dots + X_d \quad (2.6)$$

2. Rekonstruksi

Pada tahap ini terdapat dua proses yang dilakukan yaitu *grouping* dan *diagonal averaging*.

a Grouping

Grouping adalah tahap pengelompokkan *eigentriple* berdasarkan karakteristik tertentu yang dimiliki oleh setiap komponen. Proses *grouping* dilakukan dengan mengelompokkan himpunan indeks $i = 1, 2, \dots, d$ ke dalam m subset disjoint $I_1, I_2, \dots, I_m$ dengan $m = d$. Kemudian X_i disesuaikan dengan kelompok $I = I_1, I_2, \dots, I_m$ maka $X_i = X_1 + X_2 + \dots + X_d$ dapat di ekspansi menjadi:

$$X_i = X_{I1} + X_{I2} + X_{Im} \quad (2.7)$$

Egentriple grouping digunakan untuk memilih set $I = I_1, I_2, \dots, I_m$ dengan trial and error. *Eigentriple grouping* adalah proses Penentuan anggota memiliki karakteristik yang sama [22].

b. *Digonal Avaraging*

Mengubah setiap matriks X_i menjadi runtun waktu baru dengan panjang N adalah tahap terakhir dalam *Analisis spectrum singular* (SSA). Misalkan matriks F adalah matriks apa pun yang berukuran $L \times K$ dengan unsur f_{ij} untuk $1 \leq i \leq L$ dan $1 \leq j \leq K$ dimana $L \times K$.

$$F = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_K \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{L+1} & f_{L+2} & \cdots & f_N \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Dengan menggunakan teknik *diagonal averaging*, matriks F diubah menjadi deret $g_1, g_2, \dots, g_N$ [17].

$$g_k = \frac{\sum_{(l,k) \in A_S} f_{lk}}{|A_S|} \quad (2.9)$$

Berdasarkan persamaan di atas, misalkan pada matriks di pilih. Untuk $k = 1$ memberikan $g_1 = f_{11}$, untuk $k = 2$, maka $g_2 = (\frac{f_{12}+f_{21}}{2})$, untuk $k = 3$, maka $g_3 = (\frac{f_{13}+f_{22}+f_{31}}{2})$, dan begitu seterusnya.

2.4 Triple Eksponential Smoothing (TES)

Metode *Triple Eksponential Smoothing* tergantung pada tiga parameter yaitu a (level), B (pemulusan *trend*), dan y (komponen musiman) yang nilainya berkisar diantara nol dan 1 yaitu cocok untuk data yang berpola musiman. Metode *Triple Eksponential Smoothing* biasanya disebut dengan *HoltWinters* [16]. *HoltWinters* merupakan metode pemulusan eksponential terbaru, yang dinamai menurut pendirinya Charles Holt dan Pater Winters, yang berguna untuk menemukan pola perubahan level, tren, dan musiman dari waktu ke waktu dengan menggunakan *Additive* atau *Multiplicative*. Kedua metode ini bertujuan untuk memprediksi kejadian di masa depan dengan membandingkan kejadian masa lalu [1].

Langkah-langkah dalam melakukan peramalan dengan menerapkan metode *triple eksponential smoothing HoltWinters* sebagai berikut [6]:

1. Menentukan nilai awal level, trend, musiman. Dalam menentukan nilai awal dari variabel yang ada pada metode *Triple Eksponential Smoothing* dibutuhkan satu deret data yang berada pada satu periode musiman. Musiman yang dimaksud ialah jumlah bulan dalam satu periode musim (s). Langkah berikutnya yaitu:
 - a. Inisiasi nilai awal level

$$L_s = \frac{Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s}{s} \quad (2.10)$$

b. Menentukan nilai awal trend

$$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{s+s} - Y_s}{s} \right) \quad (2.11)$$

c. Menentukan nilai awal musiman

Metode *Additive*

$$I_p = Y_p - Y_s \quad (2.12)$$

Metode *Multiplicatif*

$$I_p = \frac{Y_p}{L_s} \quad (2.13)$$

2. Melakukan peramalan triple exponential smoothing metode *Multiplicative*

a. Nilai Pemulusan Level

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{L_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.14)$$

b. Nilai Pemulusan *Trend*

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) b_{t-1} \quad (2.15)$$

c. Nilai Pemulusan Musiman

$$I_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)I_{t-s} \quad (2.16)$$

d. Peramalan

$$F_{t+m} = L_t + L_t m + L_{t-s+m} \quad (2.17)$$

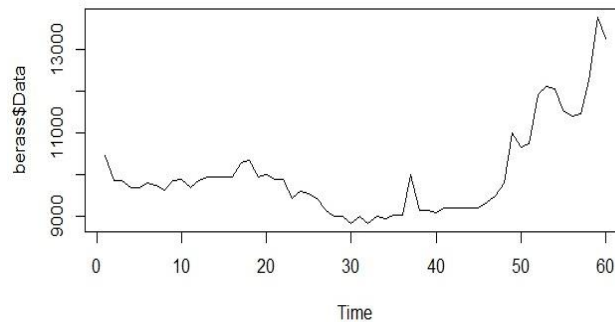
2.5 Ukuran Ketepatan Peramalan

Untuk menentukan ketepatan hasil peramalan, nilai kesalahan ukuran dihitung. Tingkat kesalahan yang dibuat semakin rendah, maka hasil semakin mendekati tepat [18]. Terdapat empat ukuran ketepatan yang digunakan untuk peramalan yaitu MAPE, MAD, MSE, dan MPE. Dalam penelitian ini, kita menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengetahui ketepatan hasil peramalan. MAPE adalah kesalahan prediksi yang mengukur nilai akurasi pada ketepatan suatu model, dan dapat dikatakan bahwa nilai akurasi tersebut lebih baik jika nilai ketepatannya lebih kecil [14].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\lambda_i - f_i}{\lambda_i} \right| \times 100\% \quad (2.18)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Pola Data



Gambar 3.1 Plot Harga Beras Provinsi Gorontalo

Pada penelitian ini menggunakan data harga beras bulanan yang dari semua harga pasar di Provinsi Gorontalo dari Januari 2019 - Desember 2023 dengan jumlah data sebanyak 60 data. Sebelum proses pengolahan data, dilakukan pembagian data menjadi 48 data pelatihan dan 12 data pengujian.

3.2 Pemodelan *Singular Spectrum Analysis* (SSA)

1. Dekomposisi

a. *Embedding*

Pada tahap *embedding* mengubah data asli menjadi matriks lintasan yang berukuran $L \times K$. Untuk menentukan parameter *window lenght* (L) dengan jumlah data 48 yang berkisar antara $2 \leq L \leq 24$. *Penentuan window lenght* dilakukan dengan *trial and error* dan telah di dapatkan nilai MAPE-nya yang paling kecil ada pada L ke 24, maka peneliti mengambil nilai 24 Untuk menentukan nilai K adalah $48 - 24 + 1 = 25$. Sehingga matriks yang terbentuk sebagai berikut.

$$X_{24 \times 25} = \begin{bmatrix} 10.450 & 9.850 & \cdots & 9.550 \\ 9.850 & 9.850 & \cdots & 9.450 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 9.600 & 9.600 & \cdots & 9.800 \end{bmatrix}$$

b. *Singular Value Decomposition*

Pada tahap ini, perhitungan dilakukan untuk menemukan nilai *eigentriple*, yang mencakup matriks singular, vektor eigen, dan nilai *principal component*. Nilai *eigentriple* digunakan untuk membedakan komponen, yang memungkinkan mereka untuk dikelompokkan. Metode SVD ini dimulai dengan membentuk matriks simetris seperti yang ditunjukkan di bawah ini.

$$S = X_{(24 \times 25)} \cdot X_{(25 \times 24)} = \begin{bmatrix} 2438707500 & 2428230000 & \cdots & 2276572250 \\ 2428230000 & 2418807500 & \cdots & 2266974750 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 2276572250 & 2266974750 & \cdots & 2128207525 \end{bmatrix}$$

Setelah mendapatkan matriks simetris $S_{(24 \times 24)}$ selanjutnya akan dihitung nilai-nilai dari *eigen triple*.

a) Nilai Singular dan Nilai Singular

Nilai eigen akan dihitung dari matriks simetris $S = (24 \times 24)$, selanjutnya dari nilai eigen tersebut akan dihitung nilai singular yang merupakan akar dari nilai eigen yang bersesuaian, berikut hasil perhitungan nilai eigen dan nilai singular.

Tabel 3.1 Hasil Nilai Eigen dan Nilai Singular

No	Nilai Eigen	Nilai Singular
1	54429800000	233301.9505
2	22927040	4788.2192
3	21191500	4603.4223
...	...	...
24	8120	90.1136

b) Vektor Eigen (U_i)

Setelah nilai eigen dan nilai singular diperoleh, langkah berikutnya adalah menghitung vektor eigen. Vektor eigen berguna dalam proses identifikasi dan pengelompokan data.

Tabel 3.2 Hasil Nilai Vektor Eigen

No	U_1	U_2	...	U_{24}
1	-0.2115701	-0.06430496	...	-0.31255001
2	-0.2107078	-0.14249962	...	0.15497136
3	-0.2101299	-0.19505759	...	0.08616803
...	...	...	...	...
24	-0.1975663	0.10751423	...	0.18265098

c) Principal Component (V_i^T)

Setelah mendapatkan nilai eigen dan vektor eigen maka selanjutnya akan dihitung nilai principal component sebagai berikut:

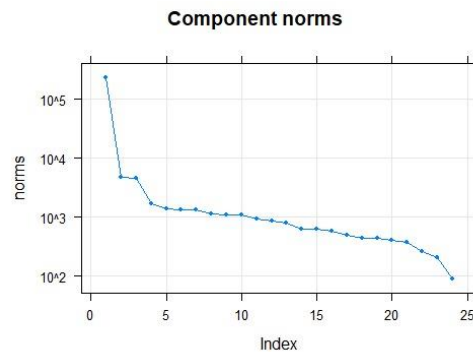
Tabel 3.3 Hasil Nilai Vektor Eigen

No	V_1	V_2	...	V_{24}
1	-0.2075785	0.272619292	...	0.3687879
2	-10.0753316	0.275711551	...	0.00004632806
3	-10.4627175	0.671818948	...	-0.0001502450
...	...	...	...	...
25	-0.1932401	0.276113119	...	0.2196324

2. Rekonstruksi

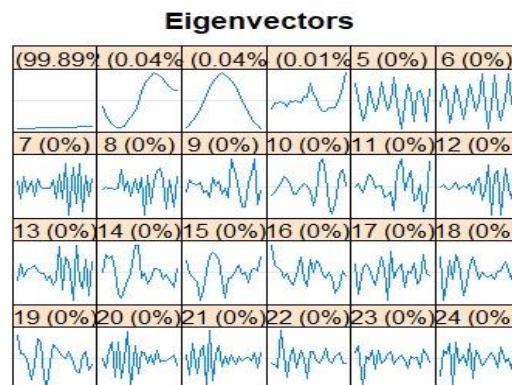
a. Grouping

Proses ini dilakukan untuk pengelompokan *eigen triple* yang diperoleh dari proses SVD, plot dibuat menggunakan nilai singular yang telah dihasilkan.



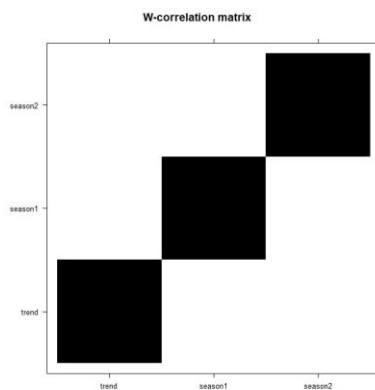
Gambar 3.2 Grafik Nilai Singular

Gambar 3.2 menunjukkan urutan nilai singular yang menurun secara lambat biasanya berkaitan dengan komponen noise [3]. Pemisahan *eigentruple* pada grafik di atas menghasilkan pengelompokan yang kurang subjektif, sehingga mengambil nilai *Grouping Effect* (R) = 24, yang akan diperiksa kembali pada seluruh *eigentruple*. Dalam proses pengelompokan, *Grouping Effect* digunakan sebagai parameter untuk menentukan anggota grup berdasarkan plot vektor eigen [9]. Berikut adalah plot vektor eigen dari 24 *eigentruple*:



Gambar 3.3 Plot Vektor Eigen

Berdasarkan Gambar 3.3 vektor eigen 1 memiliki pola trend karena bervariasi lambat sehingga dikelompokkan dalam *eigentruple* 1 [11]. Vektor eigen 2-24 tidak beraturan, jadi *trial and error* digunakan untuk mengidentifikasi komponen musiman [2]. Hasil *trial and error* menunjukkan bahwa 3 kelompok terbentuk dengan MAPE terkecil, yaitu trend, season1, dan season2. Komponen trend adalah *eigentruple* 1, komponen season1 terdiri dari *eigentruple* (2,3), dan komponen musiman2 terdiri dari *eigentruple* (4,5,6,15,22). Sedangkan sisanya diidentifikasi sebagai noise karena tidak berpola trend maupun musiman. Kesamaan karakteristik antar komponen ditunjukkan dalam plot matriks *W-Correlation* berikut.



Gambar 3.4 Plot Matriks *W-Correlation*

Berdasarkan Gambar 3.4 menunjukkan tinggi dan rendahnya korelasi dari gelap terangnya irisan antar kelompok. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada korelasi antara kelompok 1 dan kelompok lain [9]. Dekomposisi SSA dikatakan berhasil apabila kelompok tidak memiliki korelasi.

b. Diagonal Avaraging

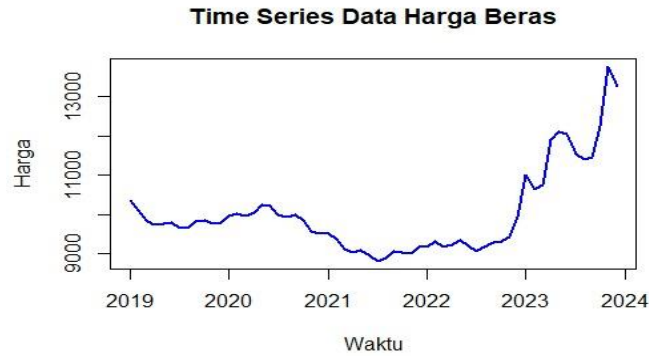
Pada tahap *diagonal averaging*, setiap komponen direkonstruksi menggunakan *eigentruple* yang relevan. *Diagonal Avaraging* merupakan penjumlahan dari komponen trend dan musiman yang direkonstruksi yang ditunjukkan pada tabel 3.4

Tabel 3.4 Hasil Rekonstruksi dan *Diagonal Avaraging*

No	Trend	Season1	Season2	Diagonal Avaraging
1	10246.016	-81.94699	181.492039	10345.561
2	10205.505	-	99.127112	10115.541
		189.09147		
3	10177.183	-	-52.062009	9863.512
		261.60909		
...	...	...	...	...
48	8906.937	300.98738	739.046349	9946.971

3.4 Pemodelan *Hybrid SSA-TES*

Hybrid SSA-TES adalah pemodelan menggunakan *diagonal averaging* dari rekonstruksi *Singular Spectrum Analysis* kemudian dikombinasikan dengan menggunakan *Triple Eksponential Smoothing*. Kombinasi ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi peramalan dengan menggabungkan kemampuan SSA dalam menyaring *noise* dan menangkap pola tren dan musiman, serta kekuatan TES dalam menangani pola musiman dan tren yang kompleks. Proses *diagonal averaging* memastikan hasil rekonstruksi SSA tetap halus dan konsisten, memberikan input yang optimal bagi TES untuk menghasilkan peramalan yang lebih stabil dan akurat. Komponen *diagonal averaging* dari hasil rekonstruksi dapat dilihat pada grafik runtun waktu sebagai berikut:



Gambar 3.5 Plot *Diagonal Avaraging*

1. Nilai Parameter

Dengan menggunakan *software R Studio* diperoleh nilai 3 parameter a , β , γ dan akurasi peramalan MAPE untuk *Triple Eksponential Smoothing* pada model *aditif* dan *multiplicative* sebagai berikut:

Tabel 3.5 Pengoptimalan Parameter

Model	a	β	γ	MAPE
<i>Additive</i>	0.6510612	0.6175657	1	0.043068
<i>Multiplicative</i>	0.6553189	0.6415679	1	0.042502

Berdasarkan Tabel 3.5 menunjukkan bahwa *Triple Eksponential Smoothing* model *Multiplicative* memiliki nilai error lebih rendah di dibandingkan model *additive*. Oleh karena itu, *Triple Eksponential Smoothing* model *multiplicative* dapat dianggap sebagai metode yang lebih baik atau lebih akurat daripada *triple Eksponential Smoothing* model *additive* dalam meramalkan harga beras di Provinsi Gorontalo pada Januari - Desember 2024.

2. Inisiasi Nilai Awal

a. Nilai Awal Pemulusan Keseruhan (level) yaitu $s = 12$

$$L_{12} = \frac{Y_1 + Y_2 + Y_3 + \dots + Y_{12}}{12}$$

$$L_{12} = \frac{10345,561 + 10115,541 + 9863,512 + \dots + 9796,346}{12}$$

$$L_{12} = \frac{118156,427}{12} = 9846,368$$

b. Nilai Awal Pemulusan *Trend* dengan $s = 12$

$$b_{12} = \frac{1}{12} \left(\frac{Y_{13} - Y_1}{12} + \frac{Y_{14} - Y_2}{12} + \frac{Y_{15} - Y_3}{12} + \dots + \frac{Y_{24} - Y_{12}}{12} \right)$$

$$b_{12} = \frac{1}{12} \left(\frac{9952,487 - 10345,561}{12} + \frac{10023,035 - 10115,541}{12} + \dots \right)$$

$$\frac{9972,162 - 9863,512}{12} + \dots + \frac{9517,711 - 9796,346}{12}$$

$$b_{12} = \frac{1}{12}(98.076) = 8,173$$

c. Nilai Awal Pemulusan Musiman model *Multiplicative* dengan $s = 12$

Periode 1

$$I_1 = \frac{Y_1}{L_{12}} = \frac{10345,561}{9846,368} = 1,050$$

Periode 2

$$I_2 = \frac{Y_2}{L_{12}} = \frac{10115,541}{9846,368} = 1,027$$

...

Periode 12

$$I_{12} = \frac{Y_{12}}{L_{12}} = \frac{9863,512}{9846,368} = 0,994$$

3. Nilai pemulusan musiman *Model Multiplicative* dengan $s = 12$

a. Nilai Pemulusan Level

Berikut adalah salah satu contoh perhitungan nilai pemulusan level berdasarkan persamaan (2.14), di mana nilai pemulusan level untuk $t = 13$ hingga $t = 48$ dapat ditentukan sebagai berikut:

$$L_{13} = \alpha \frac{Y_{13}}{L_{13-12}} + (1 - \alpha)(L_{13-1} + b_{13-1})$$

$$L_{13} = 0,6553189 \frac{9952,487}{1,050} + (1 - 0,6553189)((9846,368 + 8,173)$$

$$L_{13} = 0,6553189 \times 9478,559 + (0,3446811)((9854,541) = 9608,152$$

b. Nilai Pemulusan *Trend*

Berikut adalah salah satu contoh perhitungan nilai pemulusan *trend* berdasarkan persamaan (2.15), di mana nilai pemulusan *trend* untuk $t = 13$ hingga $t = 48$ dapat ditentukan sebagai berikut:

$$b_{13} = \beta(L_{13} - L_{13-1}) + (1 - \beta) b_{13-1}$$

$$b_{13} = 0,6415679(9608,152 - 9848,583) + (1 - 0,6415679)(8,173)$$

$$b_{13} = 0,6415679(-240,431) + (0,3584321)(8,173) = -151,653$$

c. Nilai Pemulusan Musiman

Berikut adalah salah satu contoh perhitungan nilai pemulusan musiman berdasarkan persamaan (2.16) dimana nilai pemulusan musiman untuk $t = 13$ sampai $t = 48$ dapat ditentukan sebagai berikut:

$$I_{13} = \gamma \frac{Y_{13}}{L_{13}} + (1 - \gamma)I_{13-12}$$

$$I_{13} = 1 \times \frac{9952,487}{9787,741} \times (1 - 1) \times 1.052 = 1,017$$

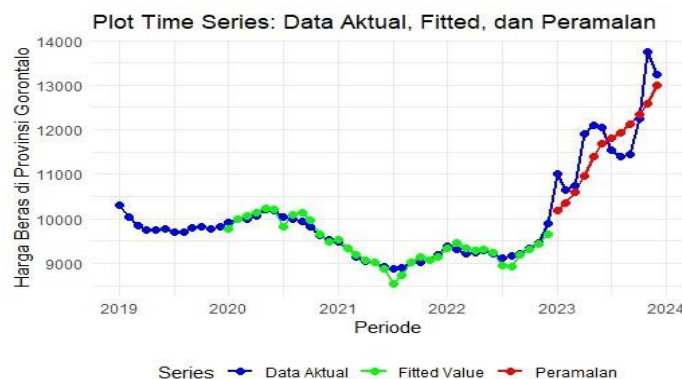
3.5 Peramalan Hybrid SSA-TES

Berdasarkan hasil dari analisis sebelumnya untuk data harga beras bulan Januari 2019 - Desember 2022 menggunakan metode TES dengan *model multiplicative* memiliki nilai MAPE terkecil daripada model *additive* dengan kemampuan *forecasting* sangat baik. Berikut hasil peramalan selama 12 bulan kedepan dari Januari 2024 sampai dengan Desember 2024.

Tabel 3.6 Peramalan Hybrid SSA-TES

No	Data Aktual	No	Prediksi
1	11.000	1	10171,03
2	10.650	2	10533,71
3	10.750	3	10635,24
4	10.750	4	10984,76
5	12.100	5	11458,94
6	12.050	6	11720,71
7	11.550	7	11832,80
8	11.400	8	12035,31
9	11.450	9	12247,52
10	12.250	10	12393,31
11	13.750	11	12600,68
12	13.250	12	13108,21

Berdasarkan tabel 3.6 terlihat bahwa harga beras di Provinsi Gorontalo Tahun 2024 tidak konstan atau mengalami perubahan. Berikut plot hasil prediksi.



Gambar 3.6 Plot Hybrid SSA-TES

Berdasarkan Gambar 3.6. Grafik menunjukkan harga beras di Provinsi Gorontalo dengan pemodelan *multiplicative*. Sumbu X pada grafik menunjukkan periode, sedangkan sumbu Y menunjukkan harga beras pada masing-masing periode. Garis biru adalah dataset aktual yang digunakan. Garis hijau adalah nilai pemulusan yang dihasilkan dan garis merah merupakan hasil peramalan menggunakan *model multiplicative*. Dengan adanya perubahan terhadap harga beras setiap periode dapat menunjukkan adanya faktor-faktor seperti inflasi, permintaan yang meningkat atau perubahan dalam produksi.

3.6 Ukuran Akurasi Peramalan

Dari hasil analisis peramalan *hybrid Singular Spectrum Analysis* dan *Triple Exponential Smoothing* didapatkan nilai *Mean Absolute percentage error* (MAPE) sebesar 0,042502 atau 4,25%. [14] peramalan dikatakan lebih baik jika nilai MAPE-nya kurang dari 10%. Oleh karena itu *Hybrid Metode Singular Spectrum Analysis* dan *Triple Eksponential Smoothing* memiliki keakuratan yang tinggi atau sangat baik.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan analisis dari pembahasan yang telah dilakukan, peramalan harga beras dengan *hybrid* metode SSA-TES yaitu menggabungkan tren dan musiman untuk meningkatkan akurasi. SSA menyaring noise dan menangkap pola, sementara TES mengatasi pola musiman dan tren kompleks, menghasilkan peramalan lebih baik. Hasil peramalan menunjukkan bahwa selisih antara data aktual dan prediksi relatif kecil, dengan tingkat akurasi sangat baik berdasarkan MAPE sebesar 0,042502 atau 4,25%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Abdy, M., Irwan, I. & Mayangsari, M., 2024. Penerapan Metode Triple Exponential Smoothing Holt Winters dalam Meramalkan Jumlah Keberangkatan Penumpang Kapal di Pelabuhan Soekarno-Hatta Makassar. *Saintifik*, vol. 10, no. 2, 182-190.
- [2] Agustina, S., Fitri, F., Vionanda, D. & Salma, A., 2023. Rainfall Forecasting in Medan City Using Singular Spectrum Analysis (SSA). *UNP Journal of Statistics and Data Science*, Vol. 1, No. 3, 149-156.
- [3] Arumsari, M. & Dani, A. T. R., 2021. Peramalan data runtun waktu menggunakan model hybrid time series regression-autoregressive integrated moving average. *Jurnal Siger Matematika*, Vol. 2, No. 1, 1-12.
- [4] Bank Indonesia, 2024. Tabel harga pedagang besar daerah. <https://www.bi.go.id/hargapangan/TabelHarga/PedagangBesarDaerah>. [diakses 7 Agustus 2024]
- [5] Bustaman, A. D., 2003. Analisis integrasi pasar beras di Indonesia. IPB (Bogor Agricultural University).

- [6] Dewi, N. P. & Listiowarni I., 2020. Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, Vol. 11, No. 2, 19-231.
- [7] Djakaria I. & Saleh, S. E., 2021. Covid-19 forecast using Holt-Winters exponential smoothing. *Journal of Physics: Conference Series*.
- [8] Fajar, M. & Hartini, S., 2018. Peramalan Inflasi Indonesia Dengan Menggunakan Metode Hybrid Singular Spectrum Analysis-Multilayer Perceptrons Neural Network. *Statistika Indonesia*.
- [9] Golyandina, N., Nekrutkin, V. & Zhigljavsky, A. A., 2001. *Analysis of time series structure: SSA and related techniques*. CRC press.
- [10] 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*, Vol. 1, No. 2, 78-88.
- [11] Ilahi, E., Zukhronah, E. & Susanti, Y., 2023. Model Hibrida Singular Spectrum Analysis (SSA) dan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen. *Jurnal Seminar Nasional Pendidikan Matematika Ahmad Dahlan*, 72-81.
- [12] Irwan, Sauddin, A. & Kaimuddin, A., 2022. Proyeksi produksi padi kabupaten pinrang dengan metode singular spectrum analysis. *Jurnal MSA (Matematika Dan Statistika Serta Aplikasinya)*. Vol. 10, No. 1, 100-109.
- [13] Khusna, & Al P. M., 2024. Perbandingan metode triple exponential smoothing holt-winters model additive dan multiplicative untuk prediksi indeks harga konsumen. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
- [14] Maulidaniar A. N. & Widodo, E., 2023. Perbandingan Metode Peramalan Double Exponential Smoothing dan Triple Exponential Smoothing Pada Penjualan Indihome di Wilayah Telekomunikasi Cirebon: Perbandingan Metode Peramalan Double Exponential Smoothing dan Triple Exponential Smoothing. *Emerging Statistics and Data Science Journal*, Vol. 1, No. 2, 320-330.
- [15] Melinda, J. I., 2023. Penerapan Model Singular Spectrum Analysis dalam Memprediksi Inflasi di Indonesia Akibat Covid-19. Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, Jakarta, Indonesia.
- [16] Primandari, A. H. & Kartikasari, M. D., 2020. Analisis Runtun Waktu dengan R. *Sleman, Di Yogyakarta: Prodi Statistika Universitas Islam Indonesia*.
- [17] Purnama, E., 2022. Aplikasi metode singular spectrum analysis (ssa) pada peramalan curah hujan di provinsi gorontalo. *Jambura Journal of Probability and Statistics*, Vol. 3, No. 2, 161-170.

- [18] Ramadania, R. 2018. Peramalan Harga Beras Bulanan di Tingkat Penggilingan dengan Metode Weighted Moving Average. *Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya*, Vol. 7, No. 4.
- [19] Ruhiat, D., Andiani, D. & Kamilah, W. N., 2020. Forecasting data runtun waktu musiman menggunakan metode singular spectrum analysis (SSA). *Teorema: Teori dan Riset Matematika*, Vol. 5, No. 1, 47-60.
- [20] Savitri, D., Saadah, S. & Abadi, A., 2020. Bifurkasi Pada Model Interaksi Mangsa Pemangsa Dengan Perilaku Anti Pemangsa. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, Universitas Negeri Semarang, 95-103.
- [21] Salsalina, S. & Widyasari, R., 2023. Prediksi jumlah pemakaian air bersih menggunakan metode hybrid Singular Spectrum Analysis (SSA) dan SARIMA di PDAM Tirtanadi Sibolangit. *Jurnal Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, Vol. 4, No. 2.
- [22] Tarigan, S. U. 2018. Peramalan Data Menggunakan Peramalan dengan Metode Singular Spectrum Analysis dengan Peramalan Linear Recurrent Formula, *Yogyakarta, Indonesia*.
- [23] 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*, Vol. 8, No. 3, 545-554.