

Peramalan Temperatur Bandung 2024–2025 dengan Metode Multivariate Singular Spectrum Analysis

Kariim Kurniawan Pamungkas Andawali Putra *, Suwanda

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

Andawalip@gmail.com, idris100358@gmail.com

Abstract. Temperature changes in Bandung City have shown a fluctuating trend. In recent times, the temperature has tended to increase due to a prolonged dry season. In fact, in early October 2023, the temperature in Bandung reached 36°C. Therefore, an accurate forecasting method is needed to understand temperature change patterns in order to support better planning. This study applies the Multivariate Singular Spectrum Analysis (MSSA) method to forecast minimum, average, and maximum temperatures in Bandung City from 2016 to 2023. MSSA is an extension of the univariate SSA forecasting method, developed to handle multivariate time series by incorporating covariances among variables when calculating weights in the forecasting model. This enables the simultaneous forecasting of several time series variables. MSSA is a nonparametric statistical method, as it does not require assumptions such as stationarity or normality of the data. The MSSA analysis process includes decomposition through embedding and Singular Value Decomposition (SVD), reconstruction through grouping and diagonal averaging, and forecasting using the Linear Recurrent Formula (LRF). The forecasting results are then evaluated using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) to measure the accuracy of the model. This research is expected to serve as a reference for climate data analysis and forecasting, as well as support policy formulation related to temperature changes in urban areas. The results indicate that MSSA yields a low MAPE value, signifying its strong performance in forecasting air temperature in Bandung. Thus, MSSA can be considered an effective alternative for multivariate forecasting, especially for complex and non-stationary data patterns.

Keywords: *MSSA, Forecasting, Temperature, Bandung City.*

Abstrak. Perubahan temperatur di Kota Bandung menunjukkan tren yang fluktuatif, dalam beberapa waktu terakhir, suhu di Bandung cenderung lebih panas akibat musim kemarau yang panjang. Bahkan, pada awal Oktober 2023, suhu di Bandung sempat mencapai 36 derajat Celcius. Oleh karena itu, diperlukan metode peramalan yang akurat untuk memahami pola perubahan suhu guna mendukung perencanaan yang lebih baik. Penelitian ini menerapkan Multivariate Singular Spectrum Analysis (MSSA) untuk meramalkan temperatur minimal, rata-rata, dan maksimal di Kota Bandung dari tahun 2016 hingga 2023. Metode ini dikembangkan dari metode peramalan univariat SSA dalam menangani data multivariat, dengan cara melibatkan kovarians diantara variabel didalam menghitung bobot-bobot dalam model peramalan, sehingga beberapa variabel deret waktu, nilainya dapat diramalkan secara simultan. Metode MSSA termasuk pada statistika nonparametrik karena tidak mengasumsikan seperti kestasioneran dan kenormalan data. Proses analisis MSSA melibatkan tahapan dekomposisi dengan Embedding dan Singular Value Decomposition (SVD), rekonstruksi dengan grouping dan diagonal averaging, serta peramalan menggunakan Linear Recurrent Formula (LRF). Hasil peramalan kemudian dievaluasi dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk mengukur tingkat akurasi model. Diharapkan penelitian ini dapat menjadi referensi dalam analisis dan peramalan data iklim serta mendukung perumusan kebijakan terkait perubahan suhu di wilayah perkotaan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode MSSA memberikan nilai MAPE yang rendah, dimana ini mengindikasikan bahwa MSSA unggul dalam meramalkan suhu udara di Kota Bandung. Dengan demikian, MSSA dapat dijadikan alternatif yang lebih efektif dalam analisis peramalan multivariat, terutama untuk data dengan pola kompleks dan non-stasioner.

Kata Kunci: *MSSA, Peramalan, Temperatur, Kota Bandung.*

*Andawalip@gmail.com

A. Pendahuluan

Peramalan merupakan ilmu yang digunakan untuk memprediksi peristiwa di masa depan berdasarkan data historis, dan menjadi dasar penting dalam pengambilan keputusan strategis di berbagai bidang seperti ekonomi, cuaca, dan lingkungan (Kolkova, 2020). Dalam penerapannya, terdapat dua strategi utama, yaitu *Single-Step-Ahead Prediction* (SSP) dan *Multi-Step-Ahead Prediction* (MSP), dengan MSP lebih cocok untuk prediksi jangka panjang meskipun berisiko akumulasi kesalahan (Landassuri, 2013).

Model peramalan umumnya dibangun dengan dua pendekatan, yaitu pendekatan parametrik dan non-parametrik (Patterson et al., 2011). Pendekatan parametrik seperti ARMA dan VAR mengandalkan asumsi tertentu seperti stasioneritas dan normalitas. Sebaliknya, pendekatan non-parametrik seperti *Singular Spectrum Analysis* (SSA) dan pengembangannya, *Multivariate Singular Spectrum Analysis* (MSSA), lebih fleksibel dalam menangani data non-stasioner dan non-Gaussian. MSSA mampu menganalisis keterkaitan antarvariabel serta menguraikan data menjadi komponen tren, musiman, dan noise, menjadikannya metode yang efektif dalam meramalkan data multivariat kompleks menurut (Rukhin, 2002a) dan (Mao & Shang, 2019).

Penerapan MSSA telah terbukti berhasil dalam berbagai bidang, seperti prediksi harga saham, harga komoditas, hingga produksi industri contohnya (Marjuni, 2022), (Rahma et al., 2024), (Hassani et al., 2013). Selain itu, konsep peramalan juga sejalan dengan ajaran Islam dalam Q.S. Yusuf ayat 47–48, yang menekankan pentingnya perencanaan dan antisipasi terhadap masa depan.

Salah satu isu yang menjadi perhatian saat ini adalah perubahan suhu di Kota Bandung yang dipicu oleh urbanisasi dan perubahan iklim global (Ar-Rahiem et al., 2019). Fenomena ini menimbulkan kebutuhan untuk melakukan peramalan suhu jangka panjang sebagai dasar perencanaan kota yang adaptif. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode MSSA dengan strategi MSP guna meramalkan suhu di Kota Bandung pada rentang tahun 2016–2023, serta memberikan informasi yang bermanfaat dalam perumusan kebijakan berbasis data di masa mendatang.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka perumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut: “Berdasarkan latar belakang yang sudah disebutkan diatas, maka identifikasi masalah untuk penelitian ini adalah bagaimana hasil peramalan temperatur Kota Bandung berdasarkan data tahun 2016 – 2023, menggunakan Multivariate Singular Spectrum Analysis”. Selanjutnya, tujuan dalam penelitian ini yaitu Berdasarkan identifikasi masalah yang telah disebutkan, maka tujuan penelitian ini adalah mengetahui hasil peramalan temperatur Kota Bandung berdasarkan data tahun 2016 – 2023, menggunakan Multivariate Singular Spectrum Analysis.

B. Metode

Peneliti menggunakan metode *Multivariate Singular Spectrum Analysis* Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS). Data yang digunakan merupakan data suhu udara Kota Bandung dalam satuan derajat Celcius, yang tercatat secara bulanan dari Januari 2016 hingga Desember 2023. Informasi yang tersedia dalam dataset mencakup tiga variabel utama, yaitu Temperatur Minimum Bulanan, Temperatur Rata-Rata Bulanan, Temperatur Maksimum Bulanan.

Dengan rentang waktu selama 8 tahun, jumlah data pengamatan untuk masing-masing variabel adalah sebanyak 96 data ($8 \text{ tahun} \times 12 \text{ bulan}$). Data ini dipilih karena lengkap, terstruktur, dan relevan dalam menggambarkan tren serta fluktuasi suhu di Kota Bandung.

Metode utama yang digunakan dalam analisis adalah *Multivariate Singular Spectrum Analysis* (MSSA), yang memiliki tahapan sebagai berikut.

Embedding

Membentuk matriks trajektori dari ketiga variabel temperatur dengan memilih *window length* (L) yang sesuai. Proses *embedding* atau *embedding time series* untuk membentuk matriks blok lintasan Hankel dengan pemilihan panjang jendela (*Windows Length*, L) dimana data deret waktunya akan diubah kedalam matriks lintasan (*Trajectory Matrix*). Secara umum, cara menentukan panjang jendela dalam

MSSA biasanya berada dalam rentang $2 < L < \frac{N}{2}$ karena pemilihan $L = \frac{N}{2}$, masih sesuai untuk MSSA, dengan keterangan N merupakan data *training*. Selanjutnya untuk nilai *lagged vectors* (K) diperoleh dari $K = N - L + 1$ Dimana nanti nilai L akan menjadi kolom matriks dan nilai K menjadi baris matriks atau *Trajectory Matrix* yang berdimensi $L \times K$ (Rukhin, 2002b). Setelah kita mendapatkan nilai L dan K maka kita bentuk *Trajectory Matrix* X dengan mengikuti struktur data yang terdapat pada tabel berikut

Tabel 1. Struktur data untuk MSSA

Waktu (t)	Variabel 1 ($X_1(t)$)	Variabel 2 ($X_2(t)$)	...	Variabel n ($X_n(t)$)
1	$x_1(1)$	$x_2(1)$	...	$x_n(1)$
2	$x_1(2)$	$x_2(2)$	...	$x_n(2)$
3	$x_1(3)$	$x_2(3)$	...	$x_n(3)$
4	$x_1(4)$	$x_2(4)$	...	$x_n(4)$
...	...	...	...	...
N	$x_1(N)$	$x_2(N)$	...	$x_n(N)$

Sehingga *Trajectory Matrix* dapat dinotasikan sebagai berikut

$$X_{(L,K)} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(K) & x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(K) & x_n(1) & x_n(2) & \cdots & x_n(K) \\ x_1(2) & x_1(3) & \cdots & x_1(K+1) & x_2(2) & x_2(3) & \cdots & x_2(K+1) & x_n(2) & x_n(3) & \cdots & x_n(K+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(L) & x_1(L+1) & \cdots & x_1(N) & x_2(L) & x_2(L+1) & \cdots & x_2(N) & x_n(L) & x_n(L+1) & \cdots & x_n(N) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Decomposition

Langkah selanjutnya pada tahap dekomposisi adalah *Singular Value Decomposition* (SVD) yang mana merupakan hasil dari perhitungan matriks lintasan X , dimisalkan X adalah matriks lintasan, maka kita hitung matriks $S = XX^T$, dari matriks S tersebut kita dapat menghitung nilai dari tiga komponen, yang pertama *eigenvalues* dengan lambang $\lambda_i, i = 1, 2, \dots, L$ didapatkan melalui rumus $\det[S - \lambda I] = 0$ dimana nilai $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \lambda_L \geq 0$, komponen yang kedua adalah mencari nilai *eigenvectors* dengan lambang $U_i, i = 1, 2, \dots, L$ untuk menghitung nilai *eigenvectors* kita harus mensubstitusikan setiap nilai *eigenvalues* yang sudah didapatkan pada persamaan $(S - \lambda I)U = 0$. Kemudian pada komponen yang ketiga kita mencari nilai *Principal Component* yang dinotasikan dengan

$$V_i = \frac{X^T U_i}{\sqrt{\lambda_i}} \quad (2)$$

maka SVD dari matriks lintasan X dapat dinotasikan sebagai berikut

$$X = X_1 + X_2 + X_3 + \cdots + X_L \quad (3)$$

dimana nilai

$$X_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T \quad (4)$$

Dengan demikian, matriks lintasan X terdiri dari tiga elemen utama, yaitu *eigenvector* $^{(U_i)}$, *eigenvalue* $^{(\lambda_i)}$, dan *principal component* $^{(V_i)}$. Ketiga komponen ini disebut sebagai *eigentriple* (Golyandina et al., 2018).

Grouping

Salah satu langkah dalam tahap rekonstruksi adalah *grouping* (pengelompokan). Tujuan dari langkah ini adalah untuk membedakan komponen dalam deret waktu dengan membagi matriks X dari hasil perhitungan SVD ke dalam beberapa kelompok. Kemudian, matriks dari setiap kelompok dijumlahkan. Proses ini menghasilkan representasi *trajectory matrix* sebagai kombinasi dari sejumlah matriks yang telah dikelompokkan. pengelompokan dilakukan dengan mempartisi himpunan dari set-set indeks $\{1, 2, \dots, L\}$ menjadi r subset yang dapat di notasikan sebagai $I = I_1, I_2, I_3, \dots, I_r$ setiap subset

I_k adalah kelompok indeks tertentu dari komponen dekomposisi. Pengelompokan Komponen dilakukan pada Matriks X yang direkonstruksi dengan menjumlahkan elemen-elemen yang dikelompokkan berdasarkan subset I_k . dimana nilai X dapat dinotasikan sebagai berikut

$X = X_1, X_2, X_3, \dots, X_L \rightarrow \text{Singular Value Decomposition}$

setelah di partisi $X = X_{I_1}, X_{I_2}, X_{I_3}, \dots, X_{I_r} \rightarrow \text{Grouping}$

Diagonal Averaging

Selanjutnya langkah terakhir pada tahap rekonstruksi adalah *Diagonal Averaging*, pada tahap ini hasil pengelompokan dari hasil *grouping* ditransformasikan menjadi deret waktu yang baru dengan Panjang N , tujuan tahap ini adalah untuk mendapatkan hasil tunggal pada tahap rekonstruksi, hasil dari perhitungan tersebut akan digunakan untuk melakukan *forecasting* pada metode SSA. Kita misalkan hasil dari persamaan (1) yaitu matriks Y yang berdimensi $L \times K$ dengan elemen y_{ij} .

$$Y = \begin{pmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1K} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{L1} & y_{L2} & \cdots & y_{LK} \end{pmatrix} \quad (5)$$

Maka dengan *diagonal averaging* matriks Y akan diubah kedalam deret waktu direkonstruksi dengan menghitung rata-rata elemen diagonal kedalam deret $y_1, \dots, y_N$, seperti yang ditunjukkan dalam persamaan berikut

$$f_k = \begin{cases} \frac{1}{k+1} \sum_{m=1}^{k+1} y_{m, k-m+2}^* & \text{untuk } 0 \leq k < L^* \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} y_{m, k-m+2}^* & \text{untuk } L^* \leq k < K^* \\ \frac{1}{N-k} \sum_{m=k-K^*+2}^{N-k} y_{m, k-m+2}^* & \text{untuk } K^* \leq k < N \end{cases} \quad (6)$$

Berdasarkan deret hasil rekonstruksi yang diperoleh dari hasil *diagonal averaging* inilah yang kemudian dapat dilakukan peramalan menggunakan MSSA *recurrent forecasting* sejumlah *testing*

untuk periode ke depan.

Forecasting

Setelah semua langkah-langkah terpenuhi, maka dilanjutkan ke tahapan berikutnya yaitu melakukan peramalan pada metode SSA, untuk menggambarkan model peramalannya kita akan menggunakan *Linear Recurrent Formula* (LRF), yang mana merupakan salah satu metode peramalan dalam SSA yang biasa dinamai metode *recurrent (R-forecasting)* (Utama, 2022). Berikut adalah algoritma dari peramalan menggunakan *R-forecasting*, kita misalkan $U^\nabla = (u_1, u_2, u_3, \dots, u_{L-1})^T$ adalah vector $L-1$ koordinat pertama dari *eigenvector* $U = (u_1, u_2, u_3, \dots, u_L)^T$ dan π_i adalah komponen terakhir dari *eigenvector* U yang kita pilih atau kita notasikan $\pi_i = u_L$, maka dapat kita definisikan yang mana dapat kita definisikan (Silva et al., 2018)

$$v^2 = \sum_{i=1}^{L-1} \pi_i^2 \quad \text{dimana } U_i (i=1, 2, \dots, L) \quad (7)$$

Selanjutnya koefisien LRF dapat dihitung sebagai berikut, dimana hasilnya

$$a = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_{L-1})^T = \frac{1}{1-v^2} \sum_{i=1}^{L-1} \pi_i U_i^\nabla \quad (8)$$

Setelah itu deret waktu yang digunakan merupakan hasil deret rekonstruksi dari *diagonal averaging* yang kemudian akan ditentukan M buah titik baru untuk diramalkan, sehingga dapat kita definisikan deret waktu $Y_{N+M} = (y_1, y_2, \dots, y_{N+M})$ dengan rumus

$$\hat{f}_t = \begin{cases} \tilde{f}_t, & ; t = 0, \dots, N-1 \\ \sum_{j=1}^{L-1} a_j \tilde{f}_{t-j}, & ; t = N, \dots, N+M \end{cases} \quad (9)$$

Evaluasi Model

Mengukur performa hasil peramalan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk setiap variabel (Rahma et al., 2024).

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{X_i - \hat{X}_i}{X_i} \right| \right) \times 100\% \quad (10)$$

Dimana diketahui kriteria evaluasi untuk pemilihan nilai MAPE adalah Sebagai berikut

Tabel 2. Kriteria Evaluasi untuk MAPE

MAPE	Forecasting Accuracy
< 10%	Excellent
11% – 20%	Good
21% – 50%	Feasible
> 51%	Inaccurate

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

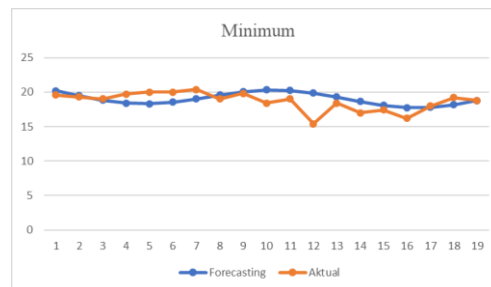
Hasil Peramalan Temperatur Kota Bandung Tahun 2024-2025 pada tiap variable

Berikut adalah hasil akurasi model menggunakan MAPE yang mana model yang sudah dibentuk akan digunakan untuk melakukan peramalan sebanyak 24 bulan.

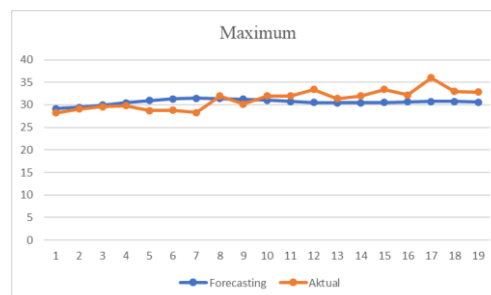
Tabel 3. Hasil Akurasi Model Menggunakan MAPE

Variabel	MAPE (%)
<i>Minimum</i>	6,2850
<i>Maximum</i>	5,5689
<i>Average</i>	3,6324

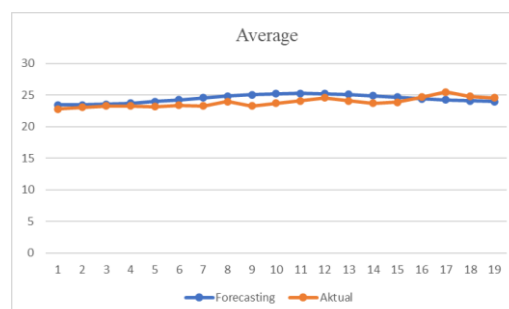
Karena MAPE masih dalam ambang batas yang dapat diterima ($<10\%$), maka semua hasil peramalan dari model ini layak digunakan untuk pengambilan keputusan, hal ini dapat didukung pula dengan cara melihat plot data nilai ramalan jika hasil peramalan mendekati plot data aktual, hal ini membuktikan bahwa metode MSSA sudah cukup baik digunakan untuk meramalkan Temperatur Kota Bandung dan berikut diperlihatkan perbandingan grafik antara nilai Aktual dengan nilai peramalan sejumlah data testing adalah sebagai berikut



Gambar 1. Grafik Data Aktual (Testing) dan Data Ramalan Pada Suhu Minimal



Gambar 2. Grafik Data Aktual (Testing) dan Data Ramalan Pada Suhu Maksimum



Gambar 3. Grafik Data Aktual (Testing) dan Data Ramalan Pada Suhu Rata-Rata

Secara grafis perbedaan antara nilai aktual dan *forecasting* dapat digambarkan pada gambar diatas, terlihat bahwa nilai *forecasting* pada data *testing* cenderung mengikuti nilai aktual. Maka model dapat digunakan untuk meramalkan Temperatur Kota Bandung pada bulan Januari 2024 - Desember 2025. Diperlihatkan hasil peramalan menggunakan model yang sudah didapatkan.

Tabel 4. Hasil Akurasi Model Menggunakan MAPE

No	Bulan	Minimum	Maximum	Average
97	Januari 2024	20,78893479	28,21918774	23,43761
98	Februari 2024	21,02063425	28,18924236	23,1623
99	Maret 2024	20,8397892	28,80568091	23,3545
100	April 2024	20,37612732	29,5427592	23,52665
101	Mei 2024	19,72722662	29,97756869	23,63808
102	Juni 2024	19,02290028	30,45185995	23,68639
103	Juli 2024	18,29364765	30,89981929	23,65862
104	Agustus 2024	17,73942474	31,50932864	23,77868
105	September 2024	17,85633077	31,77340064	24,01075
106	Oktober 2024	18,19039988	31,8419662	24,13106
107	November 2024	18,71544261	31,46470167	24,11823
108	Desember 2024	19,45285584	30,8778868	24,01482
109	Januari 2025	20,25682992	30,31702947	23,9187
110	Februari 2025	20,97579171	29,59115081	23,70276
111	Maret 2025	21,3802586	28,80819622	23,55703
112	April 2025	21,43834955	28,52932245	23,37727
113	Mei 2025	21,05838818	28,23217442	23,09156
114	Juni 2025	20,39141349	28,38262146	23,03684
115	Juli 2025	19,42851867	28,74361087	22,92764
116	Agustus 2025	18,59559464	29,70381641	23,16641
117	September 2025	17,95486628	30,58480807	23,43348
118	Oktober 2025	17,68061147	31,31834401	23,70851
119	November 2025	17,61067224	31,82642767	23,97881
120	Desember 2025	17,84460887	32,28633555	24,21094

Hasil peramalan menunjukkan bahwa suhu rata-rata bulanan Kota Bandung selama dua tahun ke depan berada dalam rentang sekitar 23,03°C hingga 24,21°C. Suhu tertinggi diperkirakan terjadi pada Desember 2025 (32,28°C), sedangkan suhu terendah diprediksi terjadi pada November 2025 (17,61°C).

Secara keseluruhan, dapat dilihat pada bahwa hasil peramalan pada data menunjukkan suhu yang cenderung fluktuatif di tiap bulannya, karena terdapat perbedaan suhu minimum dan maksimum yang sangat signifikan, namun dari bulan ke bulan pola cenderung konstan. Nilai suhu rata-rata, maksimum, dan minimum terlihat relatif datar, menandakan bahwa model peramalan menangkap tren suhu yang stabil dalam dua tahun ke depan pada tiap bulannya.

D. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian yaitu Dengan menggunakan metode *Multivariate Singular Spectrum Analysis* (MSSA), diperoleh model peramalan untuk waktu yang akan datang, sebagai berikut

$$\hat{f}_t = -0,02769f_{t-1} + (-0,02319f_{t-2}) + (-0,02449f_{t-3}) + (-0,03349f_{t-4}) + \dots + 0,20723f_{t-37}$$

Dengan nilai MAPE sangat baik, masing-masing untuk *Minimum* (6,28%), *Maximum* (5,56%), *Average* (3,63%). dengan model ini diperoleh nilai prediksi baik untuk Suhu *Minimum*, *Maximum*, *Average* dari Januari 2024 - Desember 2025, dimana nilai *Minimum* terkecil ada dibulan November 2025 dan nilai *Maksimum* terbesar diperkirakan terjadi pada bulan Desember 2025. Meskipun jumlah komponen utama yang digunakan dalam model forecasting MSSA ini sedikit, perlu dicatat bahwa masing-masing komponen utama memiliki panjang sebesar window length (L). Oleh karena itu, kompleksitas model secara total tetap tinggi, terutama ketika L bernilai besar.

Ucapan Terimakasih

Saya mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dan mendukung selama proses penyusunan penelitian ini, terutama kepada dosen pembimbing, keluarga, serta instansi terkait yang menyediakan data dan informasi yang dibutuhkan.

Daftar Pustaka

- Aida Nurul Islah, & Teti Sofia Yanti. (2024). Peramalan Jumlah Kunjungan Pasien Balita dengan Metode Holt's Double Exponential Smoothing. *Jurnal Riset Statistika*, 119–126. <https://doi.org/10.29313/jrs.v4i2.5026>
- Ar-Rahiem, M. M., Fakhlevi, M. R., & Hekmatyar, M. I. (2019). Analisis Fenomena Pulau Panas Perkotaan Kota Bandung Menggunakan Google Earth Engine. *Seminar Nasional Penginderaan Jauh Ke-6, July*, 61–68.
- Golyandina, N., Korobeynikov, A., & Zhigljavsky, A. (2018). Singular Spectrum Analysis with Missing Data. In *Use R!*
- Hassani, H., Heravi, S., & Zhigljavsky, A. (2013). Forecasting UK industrial production with multivariate singular spectrum analysis. *Journal of Forecasting*, 32(5), 395–408. <https://doi.org/10.1002/for.2244>
- Kolkova, A. (2020). The application of forecasting sales of services to increase business competitiveness. *Journal of Competitiveness*, 12(2), 90–105. <https://doi.org/10.7441/joc.2020.02.06>
- Landassuri, V. M. (2013). LNCS 8258 - Single-Step-Ahead and Multi-Step-Ahead Prediction with Evolutionary Artificial Neural Networks. *Single-Step-Ahead and Multi-Step-Ahead Prediction*, 65–72.
- Mao, X., & Shang, P. (2019). Multivariate singular spectrum analysis for traffic time series. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 526, 121063. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.121063>
- Marjuni, A. (2022). Peramalan Harga Saham Serentak Menggunakan Model Multivariate Singular Spectrum Analysis. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 12(1), 17–25. <https://doi.org/10.21456/vol12iss1pp17-25>

- Oktoriandi, D. (2022). Penerapan uji Q Cochran terhadap Atribut Produk Laptop Menggunakan Multiple Response Analysis (MRA). *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 127–134. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.521>
- Patterson, K., Hassani, H., Heravi, S., & Zhigljavsky, A. (2011). Multivariate singular spectrum analysis for forecasting revisions to real-time data. *Journal of Applied Statistics*, 38(10), 2183–2211. <https://doi.org/10.1080/02664763.2010.545371>
- Rahma, R., Sari, R. F., & Dur, S. (2024). Multivariate Singular Spectrum Analysis Model in Forecasting Red Chili and Cayenne Pepper Prices. *Al Ulum: Jurnal Sains Dan Teknologi*, 10(1), 14. <https://doi.org/10.31602/jst.v10i1.14281>
- Risnandar, A., & Achmad, A. I. (2023). Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive untuk Meramalkan Indeks Harga Konsumen. *Jurnal Riset Statistika*, 43–50. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i1.1792>
- Rukhin, A. L. (2002a). Analysis of Time Series Structure SSA and Related Techniques. *Technometrics*, 44(3), 290–290. <https://doi.org/10.1198/004017002320256477>
- Rukhin, A. L. (2002b). Analysis of Time Series Structure SSA and Related Techniques. *Technometrics*, 44(3), 290–290. <https://doi.org/10.1198/004017002320256477>
- Silva, E. S., Hassani, H., & Heravi, S. (2018). Modeling European industrial production with multivariate singular spectrum analysis: A cross-industry analysis. *Journal of Forecasting*, 37(3), 371–384. <https://doi.org/10.1002/for.2508>
- Utama, T. (2022). *ANALISIS TEMPERATUR DAN KELEMBABAN RANCANGAN DI MAKASSAR*. 9, 356–363.
- Zahara, A., & Kurniati, E. (2024). Penerapan Ekstrim Fungsi untuk Menentukan Profit Maksimum dalam Pasar Persaingan Sempurna untuk Short-Run dan Long-Run. *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 2(1), 33–40.