Jurnal Arjuna: Publikasi Ilmu Pendidikan, Bahasa dan Matematika
Volume. 4, Nomor. 5, Oktober 2026
E-ISSN .: 3021-8136 ; P-ISSN .: 3021-8144, Hal. 149-168
DOI: https://doi.org/10.61132/arjuna.v4i5.3187
Tersedia: https://journal.aripi.or.id/index.php/Arjuna

Prediksi Hasil Panen Tanaman Padi di Kabupaten Deli Serdang Menggunakan Metode Singular Spectrum Analysis

Ella Budi Lestari[1*], Rima Aprilia[2], Rini Halila Nasution[3]
[1-3]Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia
Email: ellabudilestari281202@gmail.com[1], rima_aprilia@uinsu.ac.id[2], rininst@uinsu.ac.id[3]

*Penulis Korespondensi: ellabudilestari281202@gmail.com

Abstract. *This study aims to forecast rice harvest yields in Deli Serdang Regency using the Singular Spectrum Analysis (SSA) method and evaluate the accuracy of the resulting model. The study employed a quantitative approach using secondary data on monthly rice harvest yields, measured in terms of dry milled grain (Gabah Kering Giling, GKG), from January 2020 to December 2024, comprising 60 observations. The data were divided into 48 in-sample observations for model development and 12 out-of-sample observations for testing. The analytical procedures included embedding, decomposition using Singular Value Decomposition (SVD), component grouping and reconstruction, and forecasting using the R-forecasting approach. The results indicate that the optimal window length among the candidates tested was* $L = 17$*, with 17 eigentriples grouped into 13 groups. Evaluation on the test data yielded a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 7.62%, indicating a relatively low overall forecasting error. The total forecast for 2025 was 517,310 metric tons, with the highest estimated yield in October at 52,901 metric tons and the lowest in March at 31,672 metric tons. These findings are expected to provide supporting information for production planning, harvest distribution, and food stock management in Deli Serdang Regency. However, the forecasts should be interpreted with consideration of variations in monthly errors and uncertainty regarding actual production levels.*

Keywords: *Deli Serdang Regency; Forecasting; MAPE; Rice Harvest Results; Singular Spectrum Analysis*

Abstrak. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi hasil panen tanaman padi di Kabupaten Deli Serdang menggunakan metode Singular Spectrum Analysis (SSA) serta mengevaluasi tingkat akurasi model yang dihasilkan. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan data sekunder hasil panen padi bulanan yang diukur dalam satuan ton Gabah Kering Giling (GKG) selama periode Januari 2020 hingga Desember 2024, dengan jumlah keseluruhan sebanyak 60 observasi. Data tersebut dibagi menjadi 48 observasi sebagai data pelatihan (in-sample) untuk pengembangan model dan 12 observasi sebagai data pengujian (out-of-sample). Tahapan analisis meliputi embedding, dekomposisi menggunakan Singular Value Decomposition (SVD), pengelompokan dan rekonstruksi komponen, serta peramalan menggunakan pendekatan R-forecasting. Hasil penelitian menunjukkan bahwa panjang jendela (window length) terbaik di antara kandidat yang diuji adalah $L = 17$, dengan 17 tripel eigen (eigentriples) yang dikelompokkan menjadi 13 kelompok. Evaluasi terhadap data pengujian menghasilkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 7,62%, yang menunjukkan tingkat kesalahan peramalan secara keseluruhan relatif rendah. Total hasil panen padi yang diprediksi untuk tahun 2025 mencapai 517.310 ton, dengan estimasi tertinggi pada bulan Oktober sebesar 52.901 ton dan terendah pada bulan Maret sebesar 31.672 ton. Temuan ini diharapkan dapat menjadi informasi pendukung bagi pemerintah daerah dan pemangku kepentingan terkait dalam perencanaan produksi, distribusi hasil panen, serta pengelolaan cadangan pangan di Kabupaten Deli Serdang. Namun, hasil prediksi perlu ditafsirkan dengan mempertimbangkan variasi kesalahan peramalan bulanan dan ketidakpastian mengenai tingkat produksi aktual.

Kata kunci: Analisis Spektrum Singular; Hasil Panen Padi; Kabupaten Deli Serdang; MAPE; Peramalan;

1. LATAR BELAKANG

Sektor pertanian merupakan salah satu sektor strategis dalam pembangunan ekonomi Indonesia karena berperan penting dalam memenuhi kebutuhan pangan dan menjaga ketahanan pangan nasional (Ramadhan et al., 2024). Salah satu komoditas utama sektor pertanian adalah tanaman padi, mengingat beras menjadi bahan pangan pokok bagi sebagian besar masyarakat Indonesia (Pradika et al., 2022). Ketersediaan beras sangat bergantung pada stabilitas produksi

Naskah Masuk: 16 September 2026; Revisi: 29 September 2026; Diterima: 14 Oktober 2026; Terbit: 31 Oktober 2026

dan hasil panen yang berkelanjutan. Namun, produksi padi dapat mengalami perubahan akibat berbagai faktor, seperti kondisi iklim, luas lahan, ketersediaan air, serangan hama, dan pengelolaan pertanian (Sun, et al., 2025). Oleh karena itu, prediksi hasil panen diperlukan untuk memperkirakan ketersediaan pangan serta mendukung perencanaan dan pengambilan kebijakan di sektor pertanian.

Kabupaten Deli Serdang merupakan salah satu wilayah di Provinsi Sumatera Utara yang memiliki potensi produksi padi cukup besar. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Utara tahun 2024, luas panen padi di Kabupaten Deli Serdang mencapai 50.213,59 hektare, dengan produktivitas 62,44 kuintal per hektare dan produksi sebesar 313.546,40 ton gabah kering giling (GKG). Potensi tersebut menunjukkan pentingnya sektor pertanian padi bagi daerah. Meskipun demikian, perubahan luas panen, kondisi cuaca, pola musim tanam, dan produktivitas dapat menyebabkan fluktuasi hasil panen. Dengan demikian, analisis terhadap data produksi historis diperlukan untuk mengetahui perkembangan produksi dan memperkirakan hasil panen pada periode mendatang.

Perkembangan teknologi pengolahan data memungkinkan prediksi hasil panen dilakukan melalui pendekatan statistik, salah satunya analisis deret waktu (time series analysis) (Sari et al., 2023). Pendekatan ini menggunakan data historis berdasarkan urutan waktu untuk mengidentifikasi pola perubahan, kecenderungan, dan fluktuasi suatu variabel. Dalam bidang pertanian, analisis tersebut dapat dimanfaatkan untuk memperkirakan produksi padi sehingga memberikan informasi pendukung dalam perencanaan produksi, pengelolaan persediaan, dan distribusi pangan (Hernández, Gómez, & Jiménez-Cabas, 2025). Hasil prediksi juga dapat membantu pemerintah daerah dalam menyusun kebijakan pertanian berdasarkan kecenderungan produksi yang teridentifikasi dari data sebelumnya.

Salah satu metode yang dapat digunakan adalah Singular Spectrum Analysis (SSA), yaitu metode analisis deret waktu yang mampu menguraikan data menjadi beberapa komponen, seperti tren, pola musiman atau osilasi, dan gangguan (noise). Menurut (Al-Azzani, Davari, & England, 2021), SSA memiliki tahapan utama berupa dekomposisi dan rekonstruksi untuk mengidentifikasi serta membentuk kembali pola data yang relevan. Metode ini tidak mengharuskan penentuan model parametrik tertentu sehingga dapat digunakan untuk menganalisis data yang memiliki pola fluktuasi. Tingkat akurasi prediksi selanjutnya dapat dievaluasi menggunakan ukuran kesalahan, seperti Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian berjudul "Prediksi Hasil Panen Tanaman Padi di Kabupaten Deli Serdang Menggunakan Metode Singular Spectrum Analysis" dilakukan untuk menganalisis pola data historis produksi padi dan menghasilkan prediksi hasil panen pada periode mendatang. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi kuantitatif mengenai perkiraan produksi padi yang dapat dimanfaatkan sebagai bahan pertimbangan bagi pemerintah daerah dan pihak terkait dalam perencanaan produksi, pengelolaan sumber daya pertanian, serta penguatan ketahanan pangan. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat memperkaya penerapan metode SSA dalam bidang peramalan produksi pertanian, khususnya tanaman pangan.

Penelitian mengenai prediksi produksi padi menggunakan metode Singular Spectrum Analysis (SSA) telah dilakukan pada beberapa wilayah di Indonesia. (Ghazali, Rahmalia, Salsabila, & Dewi, 2021) menerapkan metode SSA untuk memprediksi produksi padi di Kabupaten Gowa dengan tingkat kesalahan MAPE sebesar 6,32%, sedangkan (Idrus, Ruliana, & Aswi, 2022) melakukan penelitian serupa di Kabupaten Pinrang dengan MAPE sebesar 4,97%. Selanjutnya, (Istiyanti, Widyaningrum, Nufus, & Chandrawati, 2025) mengkaji prediksi produksi padi di Provinsi Sumatera Barat menggunakan SSA dengan nilai MAPE sebesar 17,69%. Sementara itu, (Hunowu, Djakaria, & Arsal, 2025) menerapkan SSA untuk peramalan produksi padi di Sulawesi Tenggara dan memperoleh MAPE sebesar 23,68%, dibandingkan metode ARIMA sebesar 48,16%. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa SSA telah digunakan sebagai salah satu pendekatan dalam peramalan produksi padi dengan tingkat akurasi yang berbeda berdasarkan karakteristik data dan wilayah penelitian.

Meskipun demikian, penelitian terdahulu masih berfokus pada wilayah geografis yang berbeda sehingga hasil penerapannya belum dapat secara langsung menggambarkan karakteristik produksi padi di Kabupaten Deli Serdang. Setiap wilayah memiliki dinamika produksi yang dipengaruhi oleh kondisi geografis, luas lahan panen, produktivitas, pola musim tanam, dan perubahan hasil panen dari waktu ke waktu. Oleh karena itu, terdapat kesenjangan penelitian berupa perlunya pengujian empiris metode SSA menggunakan data historis produksi padi Kabupaten Deli Serdang untuk mengetahui pola deret waktu, kesesuaian konfigurasi parameter, serta tingkat akurasi prediksi yang dihasilkan. Pengujian tersebut penting karena kemampuan suatu metode peramalan dapat berbeda ketika diterapkan pada karakteristik data dan periode pengamatan yang berbeda.

Kebaruan (novelty) penelitian ini terletak pada penerapan metode Singular Spectrum Analysis untuk memprediksi hasil panen tanaman padi secara khusus di Kabupaten Deli Serdang. Penelitian tidak hanya berorientasi pada menghasilkan nilai prediksi, tetapi juga

menganalisis pola historis produksi, menentukan konfigurasi SSA yang sesuai, serta mengevaluasi tingkat kesalahan prediksi menggunakan indikator MAE, RMSE, dan MAPE. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini bersifat kontekstual dan empiris karena memberikan gambaran kemampuan metode SSA berdasarkan karakteristik data produksi padi Kabupaten Deli Serdang. Hasilnya diharapkan dapat menjadi sumber informasi pendukung bagi perencanaan produksi pertanian dan pengambilan kebijakan ketahanan pangan daerah.

2. KAJIAN TEORITIS

Analisis Deret Waktu (Time Series Analysis)

Analisis deret waktu merupakan metode statistik untuk mengidentifikasi pola dan perubahan data berdasarkan urutan waktu, meliputi tren, musiman, siklus, dan residual. Shumway dan Stoffer (2025) menjelaskan bahwa pemahaman terhadap ketergantungan temporal diperlukan agar model mampu merepresentasikan dinamika data dan menghasilkan peramalan yang tepat.

Dalam sektor pertanian, analisis deret waktu digunakan untuk mengamati perubahan produksi, luas panen, dan produktivitas berdasarkan data historis. Data statistik pertanian yang konsisten penting untuk memantau perkembangan produksi dan mendukung perencanaan pertanian (United States Department of Agriculture, National Agricultural Statistics Service [USDA NASS], 2024).

Pada penelitian ini, analisis deret waktu diterapkan terhadap data bulanan hasil panen padi di Kabupaten Deli Serdang selama Januari 2020–Desember 2024. Analisis bertujuan mengidentifikasi pola fluktuasi produksi sebagai dasar peramalan dengan mempertimbangkan karakteristik data, panjang pengamatan, dan kemungkinan pola musiman.

Metode Singular Spectrum Analysis (SSA)

Singular Spectrum Analysis (SSA) merupakan metode analisis deret waktu yang menggabungkan konsep statistik dan aljabar linear untuk menguraikan data menjadi komponen tren, osilasi, dan residual. Kalantari (2021) menunjukkan pentingnya pemilihan parameter, seperti panjang jendela dan jumlah komponen, dalam membangun model SSA yang sesuai dengan karakteristik data.

Prosedur SSA mencakup dua tahap utama, yaitu dekomposisi dan rekonstruksi. Dekomposisi dilakukan melalui embedding untuk membentuk matriks lintasan, kemudian dilanjutkan dengan Singular Value Decomposition (SVD). Selanjutnya, komponen

dikelompokkan (grouping) dan direkonstruksi menggunakan diagonal averaging untuk memperoleh pola deret waktu yang dapat digunakan dalam peramalan.

Penerapan SSA terus dikembangkan pada berbagai bidang peramalan. Zhang (2022) mengkaji kombinasi SSA untuk memprediksi beban listrik jangka pendek, sedangkan de Carvalho (2022) membahas penerapan SSA pada deret waktu berbentuk interval. Kajian tersebut memperlihatkan fleksibilitas SSA dalam mengidentifikasi struktur data, meskipun pemilihan konfigurasi tetap harus disesuaikan dengan karakteristik objek penelitian.

Dalam penelitian hasil panen padi di Kabupaten Deli Serdang, SSA digunakan untuk mengidentifikasi komponen utama produksi bulanan. Panjang jendela dan pengelompokan komponen ditentukan berdasarkan karakteristik data, kemudian komponen terpilih direkonstruksi sebagai dasar peramalan. Akurasi model selanjutnya dinilai menggunakan data pengujian untuk memastikan kemampuan prediksinya.

Peramalan dengan Pendekatan R-Forecasting

Recurrent forecasting atau R-forecasting merupakan pendekatan peramalan rekursif dalam SSA yang menggunakan hubungan rekuren linear untuk memperkirakan nilai masa depan secara bertahap. Shaharudin et al. (2021) menunjukkan bahwa pemilihan panjang jendela dan jumlah komponen berperan dalam hasil peramalan menggunakan SSA rekursif.

Proses R-forecasting dimulai dengan memilih komponen hasil dekomposisi dan pengelompokan SSA untuk membentuk hubungan rekuren linear. Prediksi pertama dihitung berdasarkan data historis, kemudian hasilnya digunakan kembali untuk menghasilkan prediksi periode berikutnya. De Carvalho (2022) membahas pengembangan pendekatan rekuren dalam peramalan SSA, tetapi ketepatannya tetap bergantung pada kesesuaian komponen dan kemampuan model merepresentasikan pola data.

Dalam penelitian ini, R-forecasting diterapkan pada 60 observasi bulanan hasil panen padi periode Januari 2020–Desember 2024. Sebanyak 48 observasi digunakan sebagai data pelatihan (in-sample), sedangkan 12 observasi digunakan sebagai data pengujian (out-of-sample). Hasil prediksi dibandingkan dengan data aktual untuk menghitung tingkat kesalahan dan mengevaluasi kemampuan SSA dalam meramalkan hasil panen padi di Kabupaten Deli Serdang.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian berjudul “Prediksi Hasil Panen Tanaman Padi di Kabupaten Deli Serdang Menggunakan Metode Singular Spectrum Analysis” menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode peramalan deret waktu (time-series forecasting). Pendekatan kuantitatif

digunakan karena penelitian berfokus pada pengolahan data numerik untuk mengidentifikasi pola historis dan memperkirakan hasil panen padi pada periode mendatang. (Creswell, 2018) menjelaskan bahwa pendekatan kuantitatif menekankan pengukuran dan analisis data numerik secara sistematis. Sementara itu, analisis deret waktu digunakan untuk mengidentifikasi pola, tren, dan perubahan data berdasarkan urutan periode pengamatan (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Metode utama yang diterapkan adalah Singular Spectrum Analysis (SSA), yaitu teknik analisis yang menguraikan data deret waktu menjadi komponen tren, osilasi, dan residual untuk memperoleh pola yang dapat digunakan dalam proses peramalan (Golyandina & Zhigljavsky, 2013).

Data penelitian merupakan data sekunder mengenai produksi tanaman padi di Kabupaten Deli Serdang, Provinsi Sumatera Utara, dengan satuan pengukuran ton gabah kering giling (GKG). Sumber data diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Deli Serdang, khususnya publikasi Kabupaten Deli Serdang Dalam Angka, serta data pendukung dari BPS Provinsi Sumatera Utara. Pengumpulan data dilakukan melalui teknik dokumentasi dengan mengakses portal resmi BPS Kabupaten Deli Serdang (https://deliserdangkab.bps.go.id) dan BPS Provinsi Sumatera Utara (https://sumut.bps.go.id), kemudian menelusuri, mengunduh, dan mengidentifikasi publikasi statistik pertanian yang relevan. (Bowen, 2009) menjelaskan bahwa analisis dokumen merupakan prosedur sistematis dalam menelaah informasi tertulis untuk memperoleh data yang sesuai dengan kebutuhan penelitian. Data yang dikumpulkan mencakup periode pengamatan, wilayah administrasi, satuan produksi, dan sumber publikasi guna menjaga konsistensi informasi yang dianalisis.

Data penelitian disusun berdasarkan periode Januari 2020 hingga Desember 2024 dengan target sebanyak 60 observasi bulanan. Setiap observasi merepresentasikan jumlah produksi padi dalam satuan ton GKG. Penyusunan data dilakukan secara kronologis berdasarkan tahun dan bulan, kemudian dilanjutkan dengan pemeriksaan kelengkapan data, keseragaman satuan, kesesuaian wilayah, serta kemungkinan nilai ekstrem (outlier). Nilai yang tidak konsisten diverifikasi kembali melalui dokumen sumber sebelum digunakan dalam analisis. Namun, karena publikasi BPS Kabupaten Deli Serdang yang tersedia belum tentu menyajikan data produksi bulanan secara lengkap, ketersediaan 60 observasi perlu dikonfirmasi melalui Dinas Pertanian Kabupaten Deli Serdang atau Pelayanan Statistik Terpadu BPS. Data bulanan yang tidak tersedia tidak dibentuk melalui interpolasi maupun pembagian angka produksi tahunan agar karakteristik data aktual tetap terjaga.

Analisis data menggunakan metode SSA yang terdiri atas dua tahapan utama, yaitu dekomposisi dan rekonstruksi. Tahap pertama adalah embedding, yaitu mengubah data deret waktu menjadi matriks lintasan (trajectory matrix) berdasarkan panjang jendela (window length) yang ditentukan. Selanjutnya, matriks tersebut diuraikan menggunakan Singular Value Decomposition (SVD) untuk memperoleh nilai singular dan vektor eigen yang merepresentasikan komponen utama data. Komponen yang dihasilkan kemudian dikelompokkan berdasarkan karakteristiknya, seperti tren, osilasi, dan residual. Tahap rekonstruksi dilakukan menggunakan teknik diagonal averaging untuk membentuk kembali deret waktu berdasarkan komponen yang telah dipilih. (Golyandina & Zhigljavsky, 2013) menjelaskan bahwa proses dekomposisi dan rekonstruksi merupakan tahapan fundamental SSA dalam mengidentifikasi struktur utama suatu deret waktu. Sementara itu, Golyandina dan Korobeynikov (2014) menjelaskan penerapan SSA untuk analisis dan peramalan deret waktu menggunakan perangkat lunak R.

Tahap selanjutnya adalah melakukan peramalan menggunakan pendekatan Recurrent Forecasting (R-forecasting), yaitu teknik yang memanfaatkan hubungan rekuren linear dari komponen SSA terpilih untuk memperkirakan nilai produksi pada periode berikutnya secara bertahap. Penentuan panjang jendela dan pengelompokan komponen dilakukan melalui pengujian konfigurasi model berdasarkan data pelatihan. Apabila seluruh 60 observasi bulanan tersedia, sebanyak 48 observasi periode Januari 2020–Desember 2023 digunakan sebagai data pelatihan (training data), sedangkan 12 observasi periode Januari–Desember 2024 digunakan sebagai data pengujian (testing data). Pembagian dilakukan secara kronologis untuk mempertahankan urutan waktu dan menghindari penggunaan informasi masa depan dalam pembentukan model. (Hyndman & Athanasopoulos, 2021) menegaskan bahwa evaluasi peramalan sebaiknya menggunakan data pengujian yang tidak dilibatkan dalam proses pembentukan model agar kemampuan prediksi dapat dinilai secara objektif.

Evaluasi hasil peramalan dilakukan menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk mengukur persentase kesalahan antara nilai produksi aktual dan hasil prediksi. Menurut (Hyndman & Athanasopoulos, 2021), evaluasi akurasi merupakan bagian penting dalam menentukan kemampuan suatu model peramalan, sedangkan Makridakis, Spiliotis, dan Assimakopoulos (2020) menekankan pentingnya pengukuran kesalahan dalam menilai kinerja model prediksi. Rumus perhitungan MAPE yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t}\right|$$

Keterangan:

Y_t = nilai aktual pada periode ke-t.

$\hat{Y}_t$ = nilai prediksi pada periode ke-t.

n = jumlah observasi pada data pengujian.

Nilai MAPE yang lebih rendah menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih kecil. Namun, ukuran ini tidak dapat dihitung apabila nilai aktual bernilai nol karena penyebut dalam perhitungannya menjadi nol. Setelah konfigurasi model terbaik ditentukan berdasarkan hasil pengujian, model tersebut digunakan untuk memprediksi hasil panen padi pada periode berikutnya. Seluruh hasil analisis kemudian diinterpretasikan untuk menjelaskan pola produksi padi serta potensi pemanfaatan hasil prediksi sebagai informasi pendukung dalam perencanaan pertanian di Kabupaten Deli Serdang.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Data Hasil Panen Padi

Data penelitian berupa hasil panen padi yang diukur dalam satuan ton Gabah Kering Giling (GKG), diperoleh dari Dinas Pertanian Kabupaten Deli Serdang untuk periode Januari 2020 hingga Desember 2024. Dataset terdiri atas 60 observasi bulanan, dengan 48 observasi periode Januari 2020–Desember 2023 digunakan sebagai data pelatihan (in-sample) dan 12 observasi periode Januari–Desember 2024 sebagai data pengujian (out-of-sample). Statistik deskriptif digunakan untuk menggambarkan karakteristik data sebelum dilakukan pemodelan menggunakan metode Singular Spectrum Analysis (SSA).

Tabel 1. Statistik Deskriptif Hasil Panen Padi di Kabupaten Deli Serdang Periode 2020–2024

Statistik	Hasil (ton)
Rata-rata	39.527,43
Simpangan baku	20.734,76
Nilai maksimum	96.789
Nilai minimum	926

Sumber: Data penelitian, diolah oleh penulis.

Berdasarkan Tabel 1, rata-rata hasil panen padi mencapai 39.527,43 ton dengan simpangan baku sebesar 20.734,76 ton. Nilai maksimum sebesar 96.789 ton tercatat pada Oktober 2021, sedangkan nilai minimum sebesar 926 ton terjadi pada April 2022. Perbedaan

tersebut menunjukkan adanya fluktuasi produksi yang cukup besar selama periode pengamatan. Karakteristik ini menjadi dasar penerapan metode SSA untuk mengidentifikasi komponen tren, pola musiman, dan variasi data yang dapat dimanfaatkan dalam proses peramalan.

Penentuan Panjang Jendela (Window Length) dan Dekomposisi SSA

Penentuan panjang jendela (window length) dilakukan dengan menguji beberapa kandidat nilai L, yaitu 10, 11, 14, 17, 19, 20, 22, dan 24. Pemilihan kandidat mempertimbangkan jumlah observasi data pelatihan sebanyak 48 bulan serta kebutuhan pembentukan matriks lintasan dalam proses dekomposisi SSA. Setiap kandidat dibandingkan berdasarkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) melalui prosedur validasi internal pada data pelatihan. Hasil perbandingan tersebut disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Nilai MAPE Berdasarkan Variasi Panjang Jendela

Panjang jendela (L)	MAPE (%)
10	1,934137
11	1,884682
14	1,826648
17	1,807363
19	1,957065
20	2,096789
22	2,100315
24	2,096969

Sumber: Data penelitian, diolah oleh penulis.

Sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2, panjang jendela $L = 17$ menghasilkan nilai MAPE terendah sebesar 1,807363% dibandingkan kandidat lainnya. Nilai tersebut menunjukkan rata-rata kesalahan persentase absolut sebesar 1,807363% pada proses validasi internal yang digunakan untuk pemilihan model. Dengan demikian, $L = 17$ dipilih sebagai konfigurasi terbaik di antara kandidat yang diuji. Pemilihan ini didasarkan pada hasil perbandingan empiris dan tidak menunjukkan bahwa nilai tersebut merupakan panjang jendela optimal untuk seluruh karakteristik data deret waktu.

Dengan jumlah data pelatihan sebanyak 48 observasi, diperoleh nilai $K = N - L + 1 = 32$, sehingga matriks lintasan (trajectory matrix) yang terbentuk memiliki dimensi 17×32. Selanjutnya, prosedur Singular Value Decomposition (SVD) menghasilkan 17 tripel eigen (eigentriples). Nilai eigen terbesar tercatat sebesar 807.984.891.362, yang bersesuaian dengan nilai singular sebesar 898.879,80. Nilai tersebut jauh lebih besar dibandingkan komponen kedua. Dominasi ini mengindikasikan bahwa komponen pertama memberikan kontribusi substansial terhadap struktur keseluruhan data. Namun, pengklasifikasian komponen sebagai

tren, musiman, atau residual tetap memerlukan pemeriksaan lebih lanjut terhadap pola vektor eigen dan hubungan antarkomponen.

Hasil Pengelompokan dan Rekonstruksi Komponen

Setelah tahap dekomposisi, komponen-komponen dikelompokkan berdasarkan karakteristik vektor eigen dan matriks korelasi-W (W-correlation). Hasil analisis menunjukkan bahwa 17 komponen dikelompokkan menjadi 13 kelompok, yang selanjutnya direkonstruksi menggunakan teknik perataan diagonal (diagonal averaging) untuk menghasilkan deret waktu yang digunakan dalam proses peramalan.

Tabel 3. Hasil Pengelompokan Komponen SSA

Kelompok	Komponen penyusun
1	1
2	2, 3
3	4
4	5
5	6, 8
6	7
7	9
8	10, 11
9	12
10	13
11	14, 15
12	16
13	17

Sumber: Data penelitian, diolah oleh penulis.

Tabel 3 menunjukkan bahwa beberapa komponen digabungkan ke dalam satu kelompok karena memiliki karakteristik yang saling berkaitan, sedangkan komponen lainnya dipertahankan secara terpisah. Pengelompokan tersebut menentukan struktur komponen yang digunakan dalam proses rekonstruksi data. Selanjutnya, pendekatan peramalan rekursif SSA (Recurrent Forecasting/R-forecasting) diterapkan untuk memperkirakan hasil panen padi berdasarkan pola historis yang telah direkonstruksi.

Validasi Model Menggunakan Data Out-of-Sample

Setelah proses penyetelan model (model tuning) selesai dilakukan menggunakan 48 observasi data pelatihan periode Januari 2020–Desember 2023, konfigurasi SSA dengan panjang jendela $L = 17$ digunakan untuk membentuk model akhir. Proses penyetelan mencakup pemilihan panjang jendela dan pengelompokan komponen berdasarkan hasil validasi internal. Selanjutnya, model dievaluasi menggunakan 12 observasi periode Januari–Desember 2024 yang tidak dilibatkan dalam proses penyetelan. Pemisahan tersebut bertujuan

menghindari penggunaan informasi dari data pengujian dalam pembentukan model sehingga kemampuan prediksi dapat dinilai secara lebih objektif.

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi dan data aktual menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil perbandingan prediksi dan produksi aktual selama tahun 2024 disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Hasil Panen Padi Aktual dan Prediksi di Kabupaten Deli Serdang Tahun 2024

Bulan	Aktual (ton)	Prediksi (ton)	Kesalahan persentase absolut (%)
Januari	25.104	26.716,92	6,42
Februari	48.062	48.047,55	0,03
Maret	39.252	40.507,65	3,20
April	27.573	31.356,99	13,72
Mei	29.056	30.028,94	3,35
Juni	39.417	40.635,93	3,09
Juli	33.829	37.349,27	10,41
Agustus	56.660	54.015,67	4,67
September	57.122	55.207,53	3,35
Oktober	38.109	49.907,89	30,96
November	33.562	37.416,00	11,48
Desember	58.283	57.863,89	0,72
MAPE			7,62

Sumber: Data penelitian, diolah oleh penulis.

Berdasarkan Tabel 4, model SSA menghasilkan nilai MAPE sebesar 7,62%, yang menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan persentase absolut pada data pengujian mencapai 7,62%. Berdasarkan kriteria interpretasi MAPE yang digunakan dalam penelitian ini, nilai di bawah 10% menunjukkan akurasi peramalan yang tinggi. Kesalahan terkecil terjadi pada Februari sebesar 0,03%, sedangkan kesalahan terbesar terjadi pada Oktober sebesar 30,96%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa meskipun secara keseluruhan model menghasilkan prediksi yang relatif mendekati nilai aktual, tingkat akurasi tidak seragam pada setiap bulan.

Tingginya kesalahan prediksi pada Oktober 2024 terlihat dari nilai produksi aktual sebesar 38.109 ton, sedangkan hasil prediksi mencapai 49.907,89 ton. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa model menghasilkan estimasi yang lebih tinggi dibandingkan realisasi produksi pada bulan tersebut. Kondisi ini diduga dapat berkaitan dengan perubahan pola musim tanam dan waktu panen, kondisi curah hujan yang tidak menentu, perubahan luas panen, gangguan hama dan penyakit tanaman, serta pergeseran jadwal panen. Selain itu, kesalahan tersebut mungkin berkaitan dengan keterbatasan SSA dalam menangkap perubahan pola produksi secara tiba-tiba yang tidak sepenuhnya tercermin dalam data historis. Meskipun demikian, faktor-faktor tersebut masih merupakan dugaan yang perlu diuji melalui data

pendukung, seperti curah hujan, luas panen bulanan, serangan organisme pengganggu tanaman, dan kalender tanam. Oleh karena itu, tingginya kesalahan prediksi pada Oktober tidak dapat secara langsung dikaitkan dengan satu faktor penyebab tertentu.

Prediksi Hasil Panen Padi Tahun 2025

Model SSA dengan panjang jendela $L = 17$ selanjutnya digunakan untuk memprediksi hasil panen padi di Kabupaten Deli Serdang selama Januari–Desember 2025. Hasil prediksi bulanan disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Prediksi Hasil Panen Padi di Kabupaten Deli Serdang Tahun 2025

Bulan	Prediksi (ton)	Bulan	Prediksi (ton)
Januari	36.941	Juli	45.618
Februari	41.722	Agustus	52.296
Maret	31.672	September	51.476
April	42.219	Oktober	52.901
Mei	34.018	November	39.054
Juni	42.844	Desember	46.549
Total	517.310		

Sumber: Data penelitian, diolah oleh penulis.

Hasil pada Tabel 5 menunjukkan bahwa prediksi hasil panen padi tahun 2025 mengalami fluktuasi dari bulan ke bulan. Prediksi tertinggi tercatat pada Oktober sebesar 52.901 ton, sedangkan prediksi terendah diperkirakan terjadi pada Maret sebesar 31.672 ton. Total hasil panen padi yang diprediksi selama tahun 2025 mencapai 517.310 ton.

Jika dibandingkan dengan total hasil panen aktual tahun 2024 sebesar 486.029 ton, hasil prediksi tersebut menunjukkan potensi peningkatan sekitar 6,44%. Namun, perbedaan ini merupakan hasil proyeksi model dan tidak dapat diartikan sebagai jaminan bahwa produksi padi aktual akan meningkat dengan persentase yang sama. Hasil prediksi tetap perlu ditafsirkan dengan mempertimbangkan ketidakpastian serta perubahan faktor lingkungan dan produksi pertanian yang dapat memengaruhi hasil panen pada periode mendatang.

Pembahasan

Karakteristik Produksi Padi dan Relevansi Metode SSA

Hasil penelitian menunjukkan bahwa produksi padi di Kabupaten Deli Serdang selama periode 2020–2024 mengalami fluktuasi yang cukup besar, dengan rata-rata produksi sebesar 39.527,43 ton dan simpangan baku 20.734,76 ton. Nilai produksi tertinggi mencapai 96.789 ton, sedangkan terendah sebesar 926 ton. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa produksi padi memiliki dinamika antarperiode yang perlu dianalisis melalui pendekatan peramalan deret waktu. Kondisi ini menjadi dasar penggunaan Singular Spectrum Analysis (SSA), karena

metode tersebut mampu mengidentifikasi struktur data melalui pemisahan komponen utama tanpa harus menetapkan bentuk model parametrik tertentu sejak awal.

Penggunaan SSA dalam penelitian produksi pertanian juga didukung oleh penelitian (Azizah, Fitri, Vionanda, & Martha, 2023) yang menerapkan metode tersebut untuk meramalkan produksi beras di Kabupaten Gowa dan memperoleh MAPE sebesar 6,32%. (Zha, Jia, Han, Zhu, & Lv, 2025) juga menggunakan SSA dalam proyeksi produksi padi Kabupaten Pinrang dengan MAPE sebesar 4,97%. Sementara itu, (Biriukova, et al., 2021) menerapkan SSA untuk meramalkan produksi padi di Sumatera Barat dan memperoleh MAPE sebesar 17,69%. Hasil penelitian terdahulu tersebut menunjukkan bahwa SSA telah digunakan dalam analisis produksi pangan di berbagai wilayah dengan tingkat akurasi yang berbeda sesuai karakteristik data masing-masing.

Persamaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu terletak pada penggunaan data historis produksi pertanian sebagai dasar pembentukan model peramalan. Namun, penelitian ini memiliki fokus khusus pada produksi padi bulanan di Kabupaten Deli Serdang dengan 60 observasi selama lima tahun. Penggunaan data bulanan memungkinkan pengamatan terhadap perubahan produksi secara lebih terperinci dibandingkan pendekatan yang hanya menggunakan data tahunan. Hal ini penting karena fluktuasi produksi tidak selalu berlangsung secara seragam, melainkan dapat berubah mengikuti periode tanam, panen, dan kondisi lingkungan pertanian.

Dengan demikian, penerapan SSA dalam penelitian ini memberikan pendekatan analitis untuk memahami pola historis sekaligus memperkirakan produksi padi pada periode mendatang. Meskipun demikian, besarnya variasi produksi menunjukkan bahwa hasil peramalan perlu ditafsirkan secara hati-hati karena pola historis tidak selalu mampu menggambarkan seluruh perubahan kondisi pertanian. Oleh sebab itu, penggunaan SSA dalam penelitian ini tidak hanya berorientasi pada perolehan angka prediksi, tetapi juga menyediakan informasi kuantitatif yang dapat mendukung perencanaan produksi dan pengelolaan pangan daerah.

Penentuan Panjang Jendela dan Pengelompokan Komponen SSA

Hasil pengujian terhadap delapan kandidat panjang jendela menunjukkan bahwa $L = 17$ menghasilkan MAPE terendah sebesar 1,807363% pada proses validasi internal. Temuan ini memperlihatkan bahwa penentuan panjang jendela memiliki peran penting dalam membentuk matriks lintasan dan menentukan struktur komponen yang digunakan dalam pemodelan. Dalam metode SSA, panjang jendela menentukan dimensi matriks lintasan sehingga berpengaruh terhadap kemampuan dekomposisi dalam mengidentifikasi pola utama data. Oleh karena itu,

pemilihan $L = 17$ didasarkan pada hasil pengujian empiris terhadap beberapa kandidat, bukan pada asumsi bahwa satu nilai panjang jendela berlaku untuk seluruh data deret waktu.

Perbedaan pemilihan panjang jendela juga ditemukan dalam penelitian terdahulu. (Theofilou, Nastis, Michailidis, Bournaris, & Mattas, 2025) menerapkan SSA untuk memproyeksikan produksi padi di Kabupaten Pinrang dengan konfigurasi panjang jendela yang berbeda dari penelitian ini. (Fransiska & Husein, 2023) menggunakan panjang jendela $L = 21$ dalam peramalan produksi padi di Sumatera Barat. Sementara itu, (Rachman, Intan, Utami, & Salamiani, 2025) menunjukkan bahwa SSA dapat diterapkan pada data produksi beras Kabupaten Gowa dengan tingkat kesalahan peramalan yang relatif rendah. Perbedaan konfigurasi tersebut memperlihatkan bahwa penentuan parameter SSA perlu mempertimbangkan jumlah observasi, pola fluktuasi, dan karakteristik deret waktu yang dianalisis.

Selain penentuan panjang jendela, hasil dekomposisi dalam penelitian ini menghasilkan 17 komponen eigen yang selanjutnya dikelompokkan menjadi 13 kelompok berdasarkan karakteristik vektor eigen dan korelasi-W. Pengelompokan tersebut dilakukan untuk mengidentifikasi komponen yang memiliki hubungan atau pola serupa sebelum direkonstruksi menggunakan teknik diagonal averaging. (Qalbu, Zukhronah, & Susanto, 2026) menjelaskan bahwa pengelompokan komponen merupakan tahapan penting dalam SSA karena menentukan struktur deret waktu hasil rekonstruksi yang akan digunakan dalam peramalan. Dengan demikian, proses pengelompokan dalam penelitian ini menjadi dasar untuk mempertahankan informasi utama sekaligus memisahkan komponen yang memiliki karakteristik berbeda.

Dominasi nilai eigen pertama sebesar 807.984.891.362 menunjukkan bahwa komponen pertama memberikan kontribusi besar terhadap struktur keseluruhan data. Namun, besarnya nilai eigen tersebut belum cukup untuk memastikan bahwa komponen pertama sepenuhnya merepresentasikan tren produksi. Identifikasi tren, musiman, dan residual tetap membutuhkan pemeriksaan terhadap pola vektor eigen, pasangan nilai singular, serta hubungan antarkomponen. Dengan demikian, hasil pengelompokan 17 komponen menjadi 13 kelompok menunjukkan struktur dekomposisi yang digunakan dalam penelitian ini, sedangkan interpretasi karakteristik masing-masing komponen perlu didasarkan pada hasil analisis spektral dan korelasi secara lebih terperinci.

Akurasi Peramalan dan Kemampuan Model Out-of-Sample

Hasil evaluasi model SSA menggunakan 12 observasi data pengujian tahun 2024 menghasilkan MAPE sebesar 7,62%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan

persentase absolut antara produksi aktual dan hasil prediksi mencapai 7,62%. Berdasarkan kriteria interpretasi MAPE yang digunakan dalam penelitian ini, nilai di bawah 10% termasuk kategori akurasi tinggi. Temuan ini memperlihatkan bahwa model SSA dengan panjang jendela $L = 17$ mampu menghasilkan estimasi yang relatif mendekati produksi aktual selama periode pengujian. Dengan demikian, model yang dikembangkan memiliki kemampuan yang cukup baik dalam merepresentasikan pola historis produksi padi di Kabupaten Deli Serdang.

Hasil tersebut memiliki kesesuaian dengan penelitian (Pham, Yang, Kuo, Tseng, & Yu, 2021) yang memperoleh MAPE sebesar 6,32% dalam peramalan produksi beras di Kabupaten Gowa. (Utami & Agustina, 2023) juga melaporkan MAPE sebesar 4,97% dalam proyeksi produksi padi di Kabupaten Pinrang. Sementara itu, (Nurhikmawati, Aswi, & Ahmar, 2025) memperoleh MAPE sebesar 17,69% dalam peramalan produksi padi di Sumatera Barat. Perbedaan hasil tersebut menunjukkan bahwa SSA dapat memberikan tingkat akurasi yang berbeda sesuai karakteristik data, jumlah observasi, konfigurasi parameter, dan pola produksi pada setiap wilayah. Dibandingkan penelitian terdahulu, MAPE 7,62% dalam penelitian ini menunjukkan hasil yang kompetitif karena masih berada di bawah ambang 10% yang digunakan sebagai kriteria akurasi tinggi.

Aspek penting lainnya adalah pemisahan data pelatihan dan pengujian dalam proses pembentukan model. Penelitian ini menggunakan 48 observasi periode Januari 2020–Desember 2023 sebagai data pelatihan, sedangkan 12 observasi tahun 2024 digunakan untuk evaluasi out-of-sample. Pemisahan tersebut memungkinkan penilaian terhadap kemampuan model dalam memperkirakan data yang tidak dilibatkan selama proses penyetelan parameter. (Liu, et al., 2025) menjelaskan bahwa evaluasi peramalan perlu menggunakan data pengujian yang terpisah dari data pembentukan model agar kemampuan prediksi dapat dinilai secara lebih objektif. Pendekatan ini juga penting untuk menghindari penilaian akurasi yang hanya didasarkan pada kemampuan model menyesuaikan data historis.

Perbedaan antara MAPE validasi internal sebesar 1,807363% dan MAPE pengujian sebesar 7,62% menunjukkan bahwa kesalahan peramalan dapat meningkat ketika model diterapkan pada data di luar periode pelatihan. Kondisi tersebut memperlihatkan bahwa kemampuan model dalam menyesuaikan pola data pelatihan tidak selalu identik dengan kemampuannya memprediksi observasi baru. Hal ini sejalan dengan pembahasan (Mukti, Hindrayani, & Idhom, 2025) mengenai pentingnya pengujian akurasi model berdasarkan data yang tidak digunakan dalam proses pembentukan model. Oleh karena itu, MAPE sebesar 7,62% lebih tepat dipahami sebagai gambaran kemampuan prediksi SSA pada periode

pengujian, bukan sebagai jaminan bahwa tingkat kesalahan yang sama akan diperoleh pada periode mendatang.

Variasi Kesalahan Prediksi dan Faktor yang Memengaruhi Produksi

Meskipun model SSA menghasilkan MAPE keseluruhan sebesar 7,62%, hasil pengujian memperlihatkan bahwa tingkat kesalahan prediksi tidak seragam pada setiap bulan. Kesalahan terkecil terjadi pada Februari 2024 sebesar 0,03%, sedangkan kesalahan terbesar terjadi pada Oktober 2024 sebesar 30,96%. Pada Oktober, produksi aktual tercatat sebesar 38.109 ton, sementara hasil prediksi mencapai 49.907,89 ton. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa model menghasilkan estimasi yang lebih tinggi daripada realisasi produksi. Kondisi ini mengindikasikan adanya variasi produksi bulanan yang belum sepenuhnya dapat direpresentasikan oleh pola historis yang digunakan dalam pembentukan model.

Tingginya kesalahan pada Oktober 2024 diduga dapat berkaitan dengan sejumlah faktor produksi pertanian, seperti perubahan luas panen, pergeseran waktu tanam dan panen, kondisi curah hujan, serta kemungkinan gangguan organisme pengganggu tanaman. Faktor-faktor tersebut relevan untuk dipertimbangkan karena produksi padi tidak hanya dipengaruhi pola historis, tetapi juga kondisi lingkungan dan kegiatan budidaya. Penelitian (Masyitoh, Zukhronah, & Slamet, 2022) menunjukkan pentingnya variabel iklim dalam analisis produksi padi di wilayah Sumatera. Sementara itu, (Perez, Carvajal, & Jimenez, 2023) mengkaji hubungan variabilitas iklim dan produktivitas padi di Kabupaten Bogor periode 2020–2024. Kedua penelitian tersebut memberikan dasar bahwa perubahan kondisi iklim dapat menjadi salah satu aspek yang perlu diperhatikan dalam memahami dinamika produksi pertanian.

Selain faktor lingkungan, perbedaan antara prediksi dan produksi aktual juga mungkin berkaitan dengan keterbatasan model dalam menangkap perubahan pola yang berlangsung secara tiba-tiba. SSA bekerja dengan mengidentifikasi struktur berdasarkan informasi historis, sehingga perubahan produksi yang tidak memiliki pola berulang atau tidak tercermin dalam data pelatihan berpotensi menghasilkan kesalahan prediksi yang lebih besar. Hal ini sejalan dengan pembahasan (Kumar, Kumar, & Jha, 2026) mengenai karakteristik SSA dalam menguraikan struktur deret waktu melalui komponen utama. (Shah, et al., 2025) juga menekankan bahwa ketidakpastian dan perubahan pola data merupakan tantangan penting dalam evaluasi model peramalan. Dengan demikian, kesalahan Oktober tidak hanya perlu dilihat dari besarnya selisih angka, tetapi juga sebagai indikasi kemungkinan adanya perubahan dinamika produksi yang belum tertangkap oleh model.

Meskipun demikian, perubahan curah hujan, luas panen, musim tanam, maupun gangguan hama belum dapat dinyatakan sebagai penyebab langsung tingginya kesalahan prediksi Oktober 2024 karena penelitian ini belum menguji hubungan antara variabel-variabel tersebut dan produksi padi secara empiris. Faktor-faktor tersebut masih merupakan dugaan yang memerlukan pembuktian melalui data pendukung dari instansi pertanian dan sumber klimatologi. Oleh sebab itu, hasil ini menunjukkan perlunya pengembangan penelitian dengan memasukkan variabel eksternal agar perubahan produksi dapat dianalisis secara lebih komprehensif. Pendekatan tersebut juga dapat membantu mengidentifikasi kondisi ketika model SSA menghasilkan kesalahan prediksi yang relatif besar.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa metode Singular Spectrum Analysis (SSA) dengan panjang jendela $L = 17$ mampu meramalkan hasil panen padi di Kabupaten Deli Serdang dengan tingkat kesalahan MAPE sebesar 7,62% pada data pengujian tahun 2024, sehingga termasuk kategori akurasi tinggi berdasarkan kriteria yang digunakan. Model tersebut memproyeksikan total hasil panen tahun 2025 sebesar 517.310 ton atau berpotensi meningkat 6,44% dibandingkan produksi aktual tahun 2024. Hasil penelitian ini berimplikasi sebagai informasi pendukung bagi pemerintah daerah dalam perencanaan produksi dan pengelolaan ketahanan pangan. Namun, penelitian ini memiliki kelemahan karena hanya menggunakan data historis produksi bulanan dan belum mempertimbangkan faktor eksternal, seperti curah hujan, luas panen, kalender tanam, serta gangguan hama dan penyakit tanaman, sehingga model belum mampu menjelaskan faktor penyebab perubahan produksi secara langsung. Oleh karena itu, penelitian mendatang disarankan menggunakan data dengan rentang waktu lebih panjang, menambahkan variabel iklim dan agronomis, serta membandingkan SSA dengan metode peramalan lain atau mengembangkan model kombinasi untuk memperoleh hasil prediksi yang lebih akurat dan komprehensif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Dinas Pertanian Kabupaten Deli Serdang atas penyediaan data hasil panen padi yang digunakan dalam penelitian ini. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, atas dukungan akademik yang diberikan selama proses penelitian berlangsung.

DAFTAR REFERENSI

Al-Azzani, M. A., Davari, S., & England, T. J. (2021). An empirical investigation of forecasting methods for ambulance calls - a case study. *Health Systems, 10*(4), 268-285. doi:https://doi.org/10.1080/20476965.2020.1783190

Azizah, N., Fitri, F., Vionanda, D., & Martha, Z. (2023). Application of Singular Spectrum Analysis (SSA) Method to Forecast Rice Production in West Sumatra : Artikel nazifatul azizah. *UNP Journal of Statistics and Data Science, 1*(3), 126-133. doi:https://doi.org/10.24036/ujsds/vol1-iss3/58

Biriukova, K., Pacheco-Labrador, J., Migliavacca, M., Mahecha, M. D., Gonzalez-Cascon, R., Martín, M. P., & Rossini, M. (2021). Performance of Singular Spectrum Analysis in Separating Seasonal and Fast Physiological Dynamics of Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence and PRI Optical Signals. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 126*(9), e2020JG006158. doi:https://doi.org/10.1029/2020JG006158

Bowen, G. A. (2009). Document analysis as a qualitative research method. *Qualitative Research Journal, 9*(2), 27–40. doi:https://doi.org/10.3316/QRJ0902027

Creswell, J. W. (2018). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches (4th ed.).* Thousand Oaks: Sage Publications.

Fransiska, S., & Husein, I. (2023). Cocoa price prediction in North Sumatra using Singular Spectrum Analysis (SSA) Algorithm. *Sinkron : Jurnal Dan Penelitian Teknik Informatika, 7*(3), 1587-1598. doi:https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i3.12559

Ghazali, F., Rahmalia, D., Salsabila, C., & Dewi, F. M. (2021). Regresi Spasial Untuk Prediksi Pendapatan Petani Berdasarkan Relasi Indeks Vegetasi, Hasil Panen Padi, Dan Perubahan Jumlah Hujan. *Elipsoida : Jurnal Geodesi dan Geomatika, 4*(2), 109-116. doi:https://doi.org/10.14710/elipsoida.2021.13875

Golyandina, N., & Zhigljavsky, A. (2013). *Singular Spectrum Analysis for Time Series.* Germany: Springer, Berlin, Heidelberg.

Hernández, G. C., Gómez, J. G., & Jiménez-Cabas, J. (2025). Predictive Models Based on Artificial Intelligence to Estimate Crop Yield: A Literature Review. *Agriculture, 15*(23), 2438. doi:https://doi.org/10.3390/agriculture15232438

Hunowu, L. R., Djakaria, I., & Arsal, A. (2025). Forecasting Rice Prices in Gorontalo Province Using Hybrid Singular Spectrum Analysis (SSA) and Triple Exponential Smoothing Methods (TES). *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi, 22*(1), 1-15. doi:https://doi.org/10.20956/j.v22i1.43322

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice (3rd ed.).* Australia: OTexts, Melbourne.

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. doi:https://doi.org/10.35580/variansiunm40

Istiyanti, D., Widyaningrum, E. N., Nufus, M. R., & Chandrawati, C. (2025). Peramalan Harga Beras Mingguan di Kalimantan Timur Menggunakan Metode Singular Spectrum Analysis. *Jurnal Statistika dan Komputasi, 4*(2), 94-105. doi:https://doi.org/10.32665/statkom.v4i2.5662

Kumar, P., Kumar, R. R., & Jha, G. K. (2026). Agricultural commodity price forecasting through a hybrid EMD-SSA double decomposition approach. *Discover Computing, 29*(1), 179. Retrieved from https://link.springer.com/article/10.1007/s10791-026-10076-2

Liu, L., Zhang, K., Zhang, Y., Lin, T., Sun, W., Sun, H., . . . Huang, J. (2025). SMN-AgroCLA: a deep learning framework with sequential midrange normalization for enhanced rice yield prediction using remote sensing data. *GIScience & Remote Sensing, 62*(1), 2569964. doi:https://doi.org/10.1080/15481603.2025.2569964

Masyitoh, A. D., Zukhronah, E., & Slamet, I. (2022). Forecasting for monthly rainfall in Gondang Reservoir Lamongan using Singular Spectrum Analysis (SSA) method. *INTERNATIONAL CONFERENCE ON SCIENCE AND APPLIED SCIENCE (ICSAS), 239*(1), 020003. doi:https://doi.org/10.1063/5.0075313

Mukti, A., Hindrayani, K. M., & Idhom, M. (2025). Application of Multivariate Singular Spectrum Analysis for Weather Prediction. *bit-Tech, 8*(2), 1583–1593. doi:https://doi.org/10.32877/bt.v8i2.3003

Nurhikmawati, N., Aswi, A., & Ahmar, A. S. (2025). Rainfall Forecasting Using the Singular Spectrum Analysis (SSA) Method. *Jurnal Varian, 8*(2), 233–248. doi:https://doi.org/10.30812/varian.v8i2.4571

Perez, A. L., Carvajal, N. P., & Jimenez, M. C. (2023). Forecasting Agricultural Financial Weather Risk Using PCA and SSA in an Index Insurance Model in Low-Income Economies. *Applied Sciences, 13*(4), 2425. doi:https://doi.org/10.3390/app13042425

Pham, Q. B., Yang, T.-C., Kuo, C.-M., Tseng, H.-W., & Yu, P.-S. (2021). Coupling Singular Spectrum Analysis with Least Square Support Vector Machine to Improve Accuracy of SPI Drought Forecasting. *Water Resources Management, 35*(1), 847–868. Retrieved from https://link.springer.com/article/10.1007/s11269-020-02746-7

Pradika, D., Masitah, T. H., Balatif, F., & Yualianita, S. (2022). Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi pendapatan petani padi sawah. *Media Informasi Penelitian Kabupaten Semarang, 4*(2), 174–181. https://doi.org/10.55606/sinov.v4i2.641

Qalbu, M., Zukhronah, E., & Susanto, I. (2026). Rupiah Exchange Rate Forecast Against the United States Dollar Using the Singular Spectrum Analysis Method. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi, 22*(3), 717-729. doi:https://doi.org/10.20956/j.v22i3.50120

Rachman, S. A., Intan, P. K., Utami, W. D., & Salamiani, A. (2025). Implementation of Singular Spectrum Analysis Method for Prediction of Average Sunshine Duration. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi, 21*(3), 897-908. doi:https://doi.org/10.20956/j.v21i3.43304

Ramadhan, A., Rahim, R., & Utami, N. N. (2024). Edukasi konsep dasar nilai tukar petani dalam mendukung hasil jual produksi petani guna meningkatkan pendapatan dan kesejahteraan petani padi di Desa Medan Krio. *MARHALADO: Jurnal Pengabdian kepada Masyarakat, 2*(1), 27–31. https://doi.org/10.62287/marhalado.v2i1.69

Sari, P., Yoesoef, A., & Lubis, S. Y. (2023). Pengaruh faktor produksi terhadap pendapatan petani padi di Desa Terjun Kecamatan Pantai Cermin Kabupaten Serdang Bedagai. *Public Service and Governance Journal, 4*(1), 195–203. https://doi.org/10.56444/psgj.v4i1.976

Shah, M. H., Shah, W., Syed, S., Ullah, I., Wang, Y., & Wang, Y. (2025). Impacts of Climate Change on Rice Production in Pakistan: A Perspective from a Deep Learning Approach. *Atmosphere, 16*(11), 1305. doi:https://doi.org/10.3390/atmos16111305

Sun, J., Tian, P., Li, Z., Wang, X., Zhang, H., Chen, J., & Qian, Y. (2025). Construction and Optimization of Integrated Yield Prediction Model Based on Phenotypic Characteristics of Rice Grown in Small–Scale Plantations. *Agriculture, 15*(2), 181. doi:https://doi.org/10.3390/agriculture15020181

Theofilou, A., Nastis, S. A., Michailidis, A., Bournaris, T., & Mattas, K. (2025). Predicting Prices of Staple Crops Using Machine Learning: A Systematic Review of Studies on Wheat, Corn, and Rice. *Sustainability, 17*(12), 5456. doi:https://doi.org/10.3390/su17125456

Utami, W. D., & Agustina, A. C. (2023). Implementation of singular spectrum analysis in the forecasting of seawater wave height. *Desimal: Jurnal Matematika , 6*(3), 1-12. doi:https://doi.org/10.24042/djm.v6i3.18382

Zha, X., Jia, S., Han, Y., Zhu, W., & Lv, A. (2025). Enhancing Soil Moisture Prediction in Drought-Prone Agricultural Regions Using Remote Sensing and Machine Learning Approaches. *Remote Sensing, 17*(2), 181. doi:https://doi.org/10.3390/rs17020181