

Peramalan curah hujan di kota bandung menggunakan singular spectrum analysis

Tri Kartika Febrianti ^{a,1,*}, Winita Sulandari ^{a,2}, Hasih Pratiwi ^{a,3}

^a Program Studi Statistika, Universitas Sebelas Maret, Jl. Ir. Sutami No.36, Ketingan, Kec. Jebres, Kota Surakarta, Jawa Tengah, 57126, Indonesia

¹ trikartikarn@student.uns.ac.id; ² winita@mipa.uns.ac.id*; ³ dhpratiwi@mipa.uns.ac.id

*Correspondent Author

KEYWORDS

SSA
Peramalan
Curah Hujan

KEYWORDS

SSA
Forecasting
Rainfall

ABSTRAK

Fenomena alam ini bisa saja menyebabkan bencana seperti banjir dan tanah longsor. Adanya peramalan sangat dibutuhkan sebagai bentuk peringatan dini mengenai kondisi di waktu yang akan datang. Singular Spectrum Analysis (SSA) merupakan suatu teknik analisis deret waktu dan peramalan. SSA bertujuan untuk menguraikan deret waktu asli menjadi sejumlah kecil komponen yang dapat diinterpretasikan menjadi tren, osilasi dan noise. Tujuan dari penelitian ini yaitu menyajikan model peramalan curah hujan di Kota Bandung menggunakan metode Singular Spectrum Analysis (SSA). Berdasarkan penelitian ini, diketahui bahwa data curah hujan di Kota Bandung memiliki pola musiman. Penentuan window length (L) dilakukan dengan trial and error, yang dalam kasus ini diperoleh window length 17. Melalui dekomposisi dan rekonstruksi dengan window length 17 diperoleh 4 pengelompokan, yaitu satu kelompok tren dan tiga kelompok musiman. Pada penelitian ini digunakan RMSE untuk mengukur kesalahan hasil peramalan. Berdasarkan hasil pengujian dengan metode Singular Spectrum Analysis (SSA) diperoleh RMSE sebesar 167,510.

Forecasting Rainfall in Bandung City Using Singular Spectrum Analysis

This phenomenon can cause disasters such as floods and landslides. The existence of forecasting is needed as a form of early warning about conditions in the future. Singular Spectrum Analysis (SSA) is a time series analysis and forecasting technique. SSA aims to decompose the original time series into a small number of components that can be interpreted as trends, oscillations and noise. The purpose of this study is to present a rainfall forecasting model in the city of Bandung using the Singular Spectrum Analysis (SSA) method. Based on this research, it is known that the rainfall data in Bandung City has a seasonal pattern. The window length (L) is determined by trial and error, in which case the window length is 17. Through decomposition and reconstruction with window length 17, 4 groupings were obtained, namely one trend group and three seasonal groups. In this study, RMSE was used to measure the error of forecasting results. Based on the results of testing with the Singular Spectrum Analysis (SSA) method, the RMSE is 167.510.

This is an open-access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Pendahuluan

Kondisi iklim yang tropis menyebabkan Indonesia mengalami tingginya curah hujan setiap tahun. Curah hujan merupakan ukuran air hujan yang terkumpul pada suatu area datar, tidak mengalir, tidak menguap dan tidak menyerap [1]. Curah hujan dengan intensitas yang tinggi dapat menyebabkan terjadinya bencana seperti banjir dan tanah longsor yang dapat merugikan banyak pihak. Hal seperti ini terjadi di Kota Bandung di awal dan akhir tahun 2018. Banjir menerjang beberapa titik di Kota Bandung akibat derasnya hujan. Kota Bandung merupakan wilayah dengan curah hujan rata-rata 200,4 mm per bulannya. Kondisi ini dapat dikatakan bahwa Kota Bandung memiliki tingkat curah hujan yang cukup tinggi. Oleh sebab itu, informasi mengenai peramalan cuaca, terutama curah hujan sangat dibutuhkan.

Peramalan curah hujan sangat dibutuhkan sebagai bentuk peringatan dini mengenai kondisi yang akan terjadi di waktu yang akan datang. Salah satu metode analisis runtun yang dapat digunakan untuk peramalan adalah Singular Spectrum Analysis (SSA) [2]. Singular Spectrum Analysis merupakan suatu teknik analisis deret waktu dan peramalan. SSA bertujuan untuk menguraikan deret asli menjadi sejumlah kecil komponen yang dapat diinterpretasikan seperti tren, osilasi dan noise. SSA banyak digunakan karena secara khusus tidak terdapat asumsi statistik apapun pada data yang digunakan, sehingga dapat digunakan untuk tipe data stasioner maupun tidak stasioner. SSA juga terbukti sangat berhasil dan telah menjadi alat standar dalam analisis klimatologi, meteorologi dan geofisika.

Beberapa penelitian yang menggunakan metode SSA diantaranya sebagai berikut. Marques[3] telah melakukan peramalan data hidrologi menggunakan SSA dengan hasil yang cukup akurat. Ruhiat [4] menggunakan SSA pada peramalan debit sungai air Citarum dengan hasil bahwa metode SSA cukup handal digunakan dalam peramalan data yang mengandung pola musiman. Hal ini dapat dilihat bahwa SSA mampu menghasilkan error yang lebih kecil dibanding metode SARIMA. Sedangkan Puspitasari [5] membandingkan hasil peramalan curah hujan di Kota Bogor dengan menggunakan metode SARIMA dan Singular Spectrum Analysis (SSA). Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode SSA lebih baik digunakan dalam meramalkan data curah hujan. Oleh karena itu, dalam penelitian ini digunakan metode Singular Spectrum Analysis untuk meramalkan data curah hujan di Kota Bandung.

Metode

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder curah hujan bulanan di Kota Bandung tahun 2016- 2019. Data diperoleh melalui website resmi Badan Pusat Statistik Kota Bandung <https://bandungkota.bps.go.id>. Data kemudian dibagi menjadi data pelatihan yang terdiri dari 38 data (Jan-2016 hingga Februari 2019), dan data uji yang terdiri dari 10 data (Mar-2019 hingga Des-2019).

Dalam penelitian ini metode yang digunakan adalah Singular Spectrum Analysis. Terdapat dua tahap yang digunakan untuk memisahkan komponen tren, osilasi dan noise dari deret waktu dengan menggunakan metode SSA, yaitu dekomposisi dan rekonstruksi.

Singular Spectrum Analysis

Misal dimiliki suatu deret waktu $\mathbb{X} = \mathbb{X}_N = (x_1, \dots, x_N)$ dengan panjang N [6]–[8]. Prosedur embedding digunakan untuk memetakan deret waktu asli ke dalam bentuk matriks lintasan berukuran $L \times K$, dengan L merupakan parameter window length yang bernilai $2 < L < N/2$ dan $K = N - L + 1$. Matriks lintasan dari deret \mathbb{X} digambarkan sebagai berikut

$$\mathbf{X} = (x_{ij})_{i,j=1}^{L,K} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \dots & x_K \\ x_2 & x_3 & x_4 & \dots & x_{K+1} \\ x_3 & x_4 & x_5 & \dots & x_{K+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_L & x_{L+1} & x_{L+2} & \dots & x_N \end{pmatrix}. \quad (1)$$

Matriks lintasan ini memiliki elemen yang sama di anti diagonalnya, oleh karena itu matriks lintasan \mathbf{X} merupakan matriks Hankel [9][10][11].

Singular Value Decomposition

Tahap *Singular Value Decomposition* (SVD) dilakukan untuk memperoleh *eigen triple*, yaitu nilai singular ($\sqrt{\lambda_i}$), vektor eigen kiri (U_i), dan vektor eigen kanan (V_i). Diberikan $\mathbf{S} = \mathbf{X}\mathbf{X}^T$, menghasilkan nilai singular $\lambda_1, \dots, \lambda_L$ untuk matriks \mathbf{S} dengan $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_L \geq 0$ dan U_1, \dots, U_L adalah vektor eigen dari masing masing nilai singular. Rank dari matriks \mathbf{X} dapat dituliskan dengan $d = \max\{i, \lambda_i > 0\}$ dan $V_i = \mathbf{X}^T U_i / \sqrt{\lambda_i}$, untuk $i = 1, \dots, d$ [12][13]. SVD dari matriks lintasan \mathbf{X} dapat ditulis sebagai

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= \mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 + \dots + \mathbf{X}_d \\ &= \sqrt{\lambda_1} U_1 V_1^T + \sqrt{\lambda_2} U_2 V_2^T + \dots + \sqrt{\lambda_d} U_d V_d^T \\ &= \sum_{i=1}^d \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T \end{aligned} \quad (2)$$

Grouping

Tahap *grouping* akan dilakukan pemilihan komponen mana saja yang akan direkonstruksi dan dikelompokkan. Prosedur pengelompokan akan mempartisi himpunan indeks $\{1, \dots, d\}$ menjadi m himpunan bagian I_1, \dots, I_m . Diberikan $I = \{i_1, \dots, i_p\}$, maka matriks \mathbf{X}_I yang dihasilkan sesuai dengan kelompok I yang didefinisikan sebagai $\mathbf{X}_I = \mathbf{X}_{i_1} + \dots + \mathbf{X}_{i_p}$. Matriks ini dihitung untuk $I = I_1, \dots, I_m$ dan ekspansi (2.1) menyebabkan dekomposisi

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_{I_1} + \dots + \mathbf{X}_{I_m}.$$

Prosedur pemilihan himpunan I_1, \dots, I_m disebut sebagai pengelompokan *eigen triple*. Jika $m = d$ dan $I_j = \{j\}, j = 1, \dots, d$ maka pengelompokan yang sesuai disebut elementer.

2.1.4 Diagonal Averaging

Pada tahap ini matriks \mathbf{X}_{I_j} yang diperoleh pada tahap *grouping* disusun ulang menjadi data deret baru dengan panjang N . Misalkan \mathbf{Y} adalah matriks berukuran $L \times K$ dengan elemen y_{ij} , dimana $1 \leq i \leq L$ dan $1 \leq j \leq K$. Misalkan kita tentukan $L^* = \min(L, K)$ dan $K^* = \max(L, K)$, $N = L + K - 1$. Misalkan $y_{ij}^* = y_{ij}$ jika $L < K$ dan $y_{ij}^* = y_{ji}$ jika $L > K$. Dengan menggunakan metode *Diagonal Averaging* matriks \mathbf{Y} ditransformasi ke dalam bentuk deret kembali, $\{y_1, \dots, y_N\}$ dengan menggunakan persamaan,

$$y_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k y_{m,k-m+1}^* & \text{untuk } 1 \leq k \leq L^*, \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} y_{m,k-m+1}^* & \text{untuk } L^* \leq k \leq K^*, \\ \frac{1}{N-k+1} \sum_{m=k-K^*+1}^{N-K^*+1} y_{m,k-m+1}^* & \text{untuk } K^* \leq k \leq N. \end{cases} \quad (3)$$

Persamaan *diagonal averaging* di atas diterapkan ke resultan matriks \mathbf{X}_{I_k} akan menghasilkan rekonstruksi deret $\tilde{\mathbf{X}}^{(k)} = \tilde{x}_1^{(k)}, \dots, \tilde{x}_N^{(k)}$, karena itu, deret asli akan menjadi jumlah dari m deret sebagai berikut:

$$x_n = \sum_{k=1}^m \tilde{x}_n^{(k)} \quad (n = 1, 2, \dots, N). \quad (4)$$

Peramalan

Terdapat beberapa teknik peramalan dalam metode SSA, salah satunya adalah *Linear Recurrent Forecasting* (LRF). Koefisien LRF dapat dihitung melalui persamaan

$$\mathcal{R} = (a_{L-1}, \dots, a_1)^T = \frac{1}{1-v^2} \sum_{i=1}^r \pi_i P_i^V. \quad (5)$$

Pada teknik ini, deret waktu yang digunakan merupakan deret waktu hasil diagonal averaging yang kemudian dibentuk ke dalam M titik ramalan. Sehingga, deret hasil peramalan yang terbentuk adalah $G_{N+M} = (g_0, \dots, g_{N+M-1})$, dengan formula

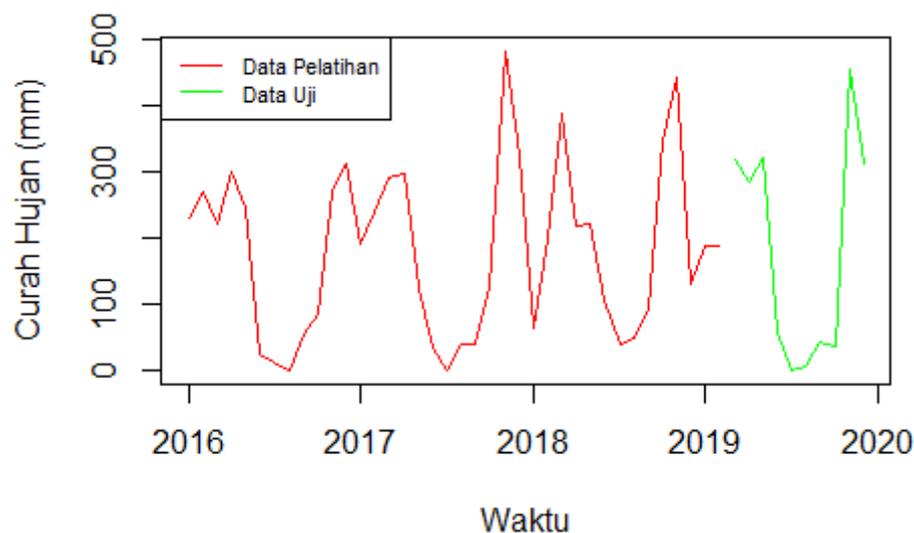
$$g_i = \begin{cases} \tilde{f}_i & \text{untuk } i = 0, \dots, N - 1, \\ \sum_{j=1}^{L-1} a_j g_{i-j} & \text{untuk } i = N, \dots, N + M - 1. \end{cases} \quad (6)$$

Evaluasi, pemilihan model terbaik dapat menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE). Nilai RMSE yang mendekati nol menunjukkan kinerja yang baik dan model yang dirumuskan sebagai [14]-[16]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}. \quad (7)$$

Hasil dan Pembahasan

Bagian ini memaparkan peramalan curah hujan di Kota Bandung dengan menggunakan metode Singular Spectrum Analysis (SSA). Pada penelitian ini analisis dilakukan dengan menggunakan software R-Studio versi 1.2.5042.



Gambar 1. Plot Curah Hujan Kota Bandung Januari 2016 - Februari 2019

Berdasarkan **Gambar 1**, data curah hujan di Kota Bandung berfluktuasi setiap tahunnya. Terlihat di hampir setiap akhir dan awal tahun curah hujan di Kota Bandung berada di kondisi tingginya curah hujan yang terjadi. Sedangkan di pertengahan tahun kondisinya menunjukkan curah hujan yang cukup rendah setiap bulannya. Adanya pola berulang dalam plot tersebut juga mengindikasikan adanya unsur musiman pada data.

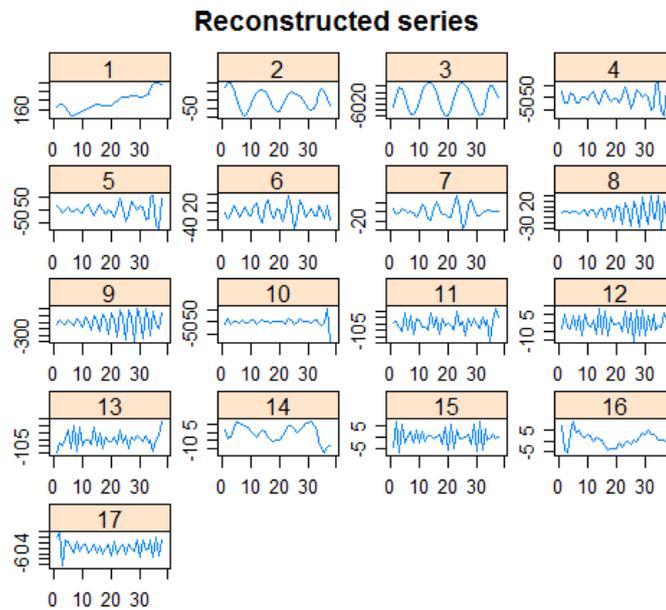
Langkah pertama yang dilakukan pada tahap dekomposisi adalah embedding. Dalam metode SSA, parameter utama yang digunakan adalah window length (L). Pemilihan window length yang tepat akan menghasilkan pengempelompokan SSA yang baik. Namun belum ada cara yang pasti dalam pemilihan window length. Oleh karena itu yang perlu dilakukan adalah dengan cara mencoba beberapa window length (trial and error) antara $L = 12$ sampai $L = 19$, sehingga diperoleh model dengan error terkecil. Hasil trial and error dihasilkan bahwa window length yang paling baik digunakan yaitu 17. Matriks lintasan yang berukuran $L \times K$ dapat dibentuk dengan $L = 17$, dan nilai $K = N - L + 1 = 22$. Berikut ini merupakan matriks

lintasan yang terbentuk.

$$X = (x_{ij})_{i,j=1}^{17,22} = \begin{pmatrix} 231,6 & 269,1 & 222,7 & \dots & 124,8 \\ 261,1 & 222,7 & 298,9 & \dots & 483,2 \\ 222,7 & 298,9 & 245,7 & \dots & 323,5 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 123,9 & 33,4 & 0,3 & \dots & 189,1 \end{pmatrix}$$

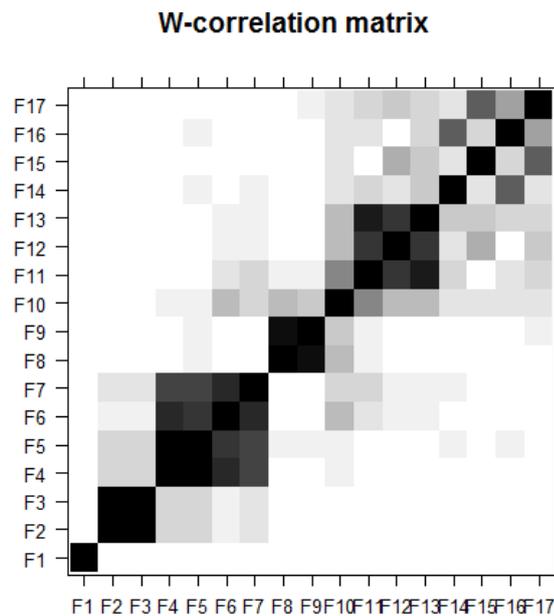
Setelah diperoleh matriks lintasan L x K, langkah selanjutnya adalah *singular value decomposition* (SVD) yaitu untuk memperoleh *eigen triple*, yaitu nilai singular ($\sqrt{\lambda_i}$), vektor eigen kiri (U_i), dan vektor eigen kanan (V_i) dari matriks lintasan. Pada tahap ini, matriks lintasan di dekomposisi menjadi 17 *eigen triple*.

Tahap rekonstruksi terdiri dari dua langkah, yaitu *grouping* dan *diagonal averaging*. Berdasarkan 17 *eigen triple* tersebut, akan digunakan untuk mengidentifikasi komponen tren dan musiman. Komponen tren dan musiman dapat diidentifikasi melalui plot yang direkonstruksi serta keamatan komponen berurutannya melalui matrix w-correlation.



Gambar 2. Plot Deret yang Direkonstruksi

Berdasarkan [Gambar 2](#), akan dilakukan pengelompokan untuk komponen tren dan musiman. Eigen triple 1 menunjukkan komponen yang bervariasi secara lambat serta tidak mengandung osilasi. Oleh karena itu, eigen triple 1 dikelompokkan ke dalam komponen tren. Pengelompokan untuk komponen musiman dilakukan berdasarkan kemiripan nilai singular dari eigen triple yang berurutan. Kemiripan nilai singular pada eigen triple berurutan menyebabkan pola plot yang direkonstruksi dan periode musiman yang sama pada deret. Pada [Gambar 2](#), dapat dilihat bahwa beberapa pasang eigen triple berurutan memiliki kemiripan pola pada plot yang direkonstruksi. Pasangan eigen triple tersebut antara lain eigen triple 2 dan 3, eigen triple 3 dan 4, serta eigen triple 8 dan 9. Selain melihat dari kemiripan plot yang direkonstruksi, pengelompokan eigen triple dapat dilihat juga berdasarkan korelasi antar eigen triple melalui matrix w-correlation.



Gambar 3. Plot *W-correlation* Data Curah Hujan Kota Bandung dengan $L = 17$

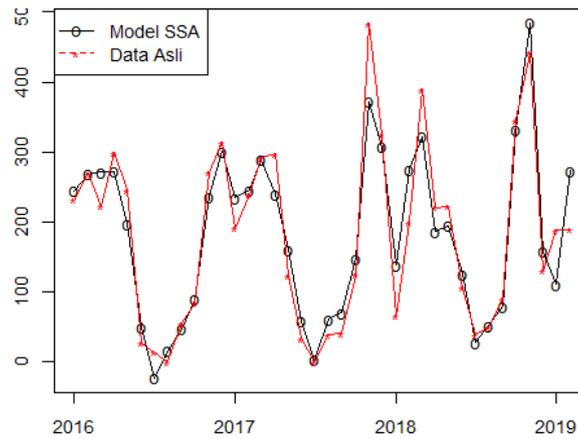
Komponen tren ditandai dengan adanya keterpisahan yang kuat antar eigentriple yang lain, sedangkan komponen musiman ditandai dengan adanya korelasi yang tinggi dengan eigentriple berurutannya. Eigentriple yang memiliki korelasi yang kuat dapat dilihat dari warna matrix yang pekat. Berdasarkan [Gambar 3](#), eigentriple 1 memiliki keterpisahan yang kuat dengan eigentriple lainnya. Sehingga dapat dikatakan bahwa eigentriple 1 dikelompokkan ke dalam komponen tren. Komponen musiman diperlihatkan pada pasangan eigentriple 2 dan 3, eigentriple 3 dan 4, serta eigentriple 8 dan 9. Hal ini dikarenakan pasangan eigentriple tersebut menunjukkan adanya korelasi yang tinggi. Periode pada masing masing kelompok musiman dicari dengan menggunakan metode ESPRIT.

Table.1 PERIODE MUSIMAN PASANGAN EIGENTRIUPLE

No	Eigentriple	Periode
1.	2	10
2.	3	10
3.	4	5
4.	5	5
5.	8	3
6.	9	3

[Tabel 1](#) menyajikan periode musiman untuk setiap pasangan eigentriple. Dengan menggunakan metode ESPRIT, diperoleh periode musiman untuk pasangan eigentriple 2 dan 3 yaitu 10 bulan, pasangan eigentriple 4 dan 5 yaitu 5 bulan, serta pasangan eigentriple 8 dan 9 yaitu 3 bulan. Eigentriple yang tidak termasuk dalam komponen tren dan musiman dikategorikan ke dalam komponen noise.

Langkah kedua dari tahap rekonstruksi adalah diagonal averaging. Komponen tren dan musiman yang telah dikelompokkan kemudian direkonstruksi ulang sehingga terbentuk deret waktu yang baru.



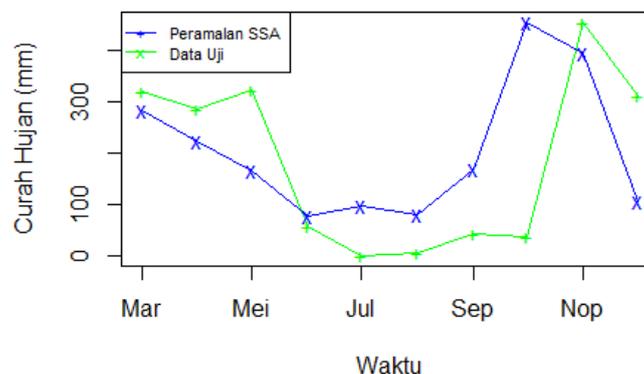
Gambar 4. Plot Hasil *Diagonal Averaging* Data Curah Hujan Kota dengan $L = 17$

Gambar 4 menunjukkan plot hasil diagonal averaging deret waktu hasil rekonstruksi dengan deret waktu asli. Garis merah menunjukkan plot untuk deret waktu asli, sedangkan garis berwarna hitam menunjukkan plot deret waktu yang baru hasil rekonstruksi. Plot komponen noise yang direkonstruksi digambarkan dalam Gambar 5.



Gambar 5. Plot *Noise* yang Direkonstruksi Data Curah Hujan Kota Bandung dengan $L = 17$

Setelah model diperoleh dengan menggunakan SSA, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan pada data uji. Metode dalam SSA yang digunakan untuk melakukan peramalan curah hujan di Kota Bandung adalah metode Linear Recurrent Formula (LRF). Plot hasil peramalan data uji curah hujan di Kota Bandung untuk 10 bulan ke depan ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Plot Peramalan Model SSA dan Data Uji

Garis biru menunjukkan plot hasil peramalan model SSA, sedangkan garis hijau menunjukkan data uji. Tabel 2 menunjukkan hasil peramalan data uji curah hujan di Kota Bandung Maret 2019 hingga Desember 2019. Hasil peramalan data uji kemudian dilakukan pengujian kesalahan hasil peramalan dengan menggunakan RMSE. Berdasarkan Tabel 2, diperoleh nilai RMSE sebesar 167,510.

Table.2 HASIL PERAMALAN DENGAN SSA

No.	Waktu	Data Asli	Peramalan Data Uji
1.	Maret-2019	318,6	281,83
2.	April-2019	285,2	222,61
3.	Mei-2019	322,4	164,74
4.	Juni-2019	58,8	77,75
5.	Juli-2019	0,3	98,20
6.	Agust-2019	6,9	80,24
7.	Sept-2019	43,2	167,72
8.	Okt-2019	37,9	454,79
9.	Nov-2019	455,0	394,01
10.	Des-2019	311,5	106,26

Beberapa hasil evaluasi ketepatan model SSA dengan parameter window length lainnya ditampilkan dalam Tabel 3. Hasil tersebut digunakan sebagai perbandingan serta penentuan pemilihan window length, karena tidak ada cara khusus dalam pemilihan window length yang tepat. Menerapkan beberapa window length (trial and error) digunakan untuk memilih eror hasil peramalan yang paling minimum.

TABLE 3. HASIL EVALUASI PERAMALAN UNTUK WINDOW LENGTH LAINNYA

window length	L=19	L=18	L=17	L=16	L=15	L=14	L=13	L=12
RMSE	177,261	178,659	167,510	171,466	183,096	177,444	185,714	182,636
white noise	Yes	Yes	Yes	Yes	No	Yes	No	No

Pemilihan model terbaik ditentukan berdasarkan keakuratan hasil peramalan, dengan kata lain yang memiliki nilai RMSE terkecil. Berdasarkan Tabel 3, model terbaik untuk meramalkan curah hujan di Kota Bandung dengan metode Singular Spectrum Analysis (SSA) adalah dengan parameter window length 17.

Simpulan

Berdasarkan data curah hujan di Kota Bandung dapat disimpulkan bahwa adanya kecenderungan musiman di dalamnya. Melalui beberapa percobaan window length, diperoleh model terbaik dengan window length (L) 17. Hasil dari dekomposisi dan rekonstruksi metode SSA diperoleh empat pengelompokan. Keempat kelompok tersebut antara lain komponen tren yang terdiri dari eigentriple ke-1, kelompok musiman 1 yang terdiri dari eigentriple ke-2 dan 3 dengan periode musiman 10 bulan, kelompok musiman 2 terdiri dari eigentriple ke-4 dan 5 dengan periode musiman 5 bulan, dan yang terakhir kelompok musiman 3 terdiri dari eigentriple ke-8 dan 9 dengan periode musiman 3 bulan. Metode dalam SSA yang digunakan untuk melakukan peramalan curah hujan di Kota Bandung adalah metode Linear Recurrent Formula (LRF). Hasil peramalan data out-sample dilakukan pengujian kesalahan hasil peramalan dengan menggunakan RMSE dan diperoleh nilai RMSE sebesar 167,510.

References

- [1] N. Ihsan and S. Sulistiawaty, "Analisis pola dan intensitas curah hujan berdasarkan data observasi dan satelit tropical rainfall measuring missions (trmm) 3b42 v7 di makassar," *J. Sains dan Pendidik. Fis.*, vol. 11, no. 1, 2015.
- [2] C. C. Nwokike, B. C. Offorha, M. Obubu, C. B. Ugoala, and H. I. Ukomah, "Comparing SANN and SARIMA for forecasting frequency of monthly rainfall in Umuahia," *Sci. African*, vol. 10, p. e00621, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2020.e00621>.
- [3] C. A. F. Marques *et al.*, "Singular spectrum analysis and forecasting of hydrological time series," *Phys. Chem. Earth, Parts A/B/C*, vol. 31, no. 18, pp. 1172–1179, 2006.
- [4] D. Ruhiat, D. Andiani, and W. N. Kamilah, "Forecasting data runtun waktu musiman menggunakan metode singular spectrum analysis (ssa)," *Teorema Teor. dan Ris. Mat.*, vol. 5, no. 1, pp. 47–60, 2020.
- [5] W. Puspitasari, S. Rustiana, Y. Suparman, and T. Purwandari, "perbandingan hasil peramalan curah hujan bulanan kota bogor dengan seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) dan singular spectrum analysis (SSA)," *Pros. SENDIKA*, vol. 5, no. 2, 2019.
- [6] A. R. Khan and H. Hassani, "Dependence measures for model selection in singular spectrum analysis," *J. Franklin Inst.*, vol. 356, no. 15, pp. 8906–8928, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2019.08.033>.
- [7] Y. Zhang, J. Le, X. Liao, F. Zheng, and Y. Li, "A novel combination forecasting model for wind power integrating least square support vector machine, deep belief network, singular spectrum analysis and locality-sensitive hashing," *Energy*, vol. 168, pp. 558–572, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.11.128>.
- [8] J. Guo, K. Shi, X. Liu, Y. Sun, W. Li, and Q. Kong, "Singular spectrum analysis of ionospheric anomalies preceding great earthquakes: Case studies of Kaikoura and Fukushima earthquakes," *J. Geodyn.*, vol. 124, pp. 1–13, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jog.2019.01.005>.
- [9] Y. Xie, J. Zou, C. Peng, Y. Zhu, and F. Gao, "A novel PEM fuel cell remaining useful life prediction method based on singular spectrum analysis and deep Gaussian processes," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 45, no. 55, pp. 30942–30956, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2020.08.052>.
- [10] M. Škare and M. Porada-Rochoń, "Multi-channel singular-spectrum analysis of financial cycles in ten developed economies for 1970–2018," *J. Bus. Res.*, vol. 112, pp. 567–575, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.10.047>.
- [11] Y. Lu, X. Zhang, L. Jing, X. Li, and X. Fu, "Estimation of the foetal heart rate baseline based on singular spectrum analysis and empirical mode decomposition," *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 112, pp. 126–135, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.future.2020.05.008>.
- [12] Y. Lin, B. W.-K. Ling, N. Xu, R. W.-K. Lam, and C. Y.-F. Ho, "Effectiveness analysis of bio-electronic stimulation therapy to Parkinson's diseases via joint singular spectrum analysis and discrete fourier transform approach," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 62, p. 102131, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102131>.
- [13] H. Liu, X. Mi, Y. Li, Z. Duan, and Y. Xu, "Smart wind speed deep learning based multi-step forecasting model using singular spectrum analysis, convolutional Gated Recurrent Unit network and Support Vector Regression," *Renew. Energy*, vol. 143, pp. 842–854, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.05.039>.
- [14] M. F. Akhter, D. Hassan, and S. Abbas, "Predictive ARIMA Model for coronal index solar cyclic data," *Astron. Comput.*, vol. 32, p. 100403, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ascom.2020.100403>.
- [15] A. Shadab, S. Ahmad, and S. Said, "Spatial forecasting of solar radiation using ARIMA model," *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.*, vol. 20, p. 100427, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100427>.

- [16] J. J. Selvaraj, V. Arunachalam, K. V. Coronado-Franco, L. V. Romero-Orjuela, and Y. N. Ramírez-Yara, "Time-series modeling of fishery landings in the Colombian Pacific Ocean using an ARIMA model," *Reg. Stud. Mar. Sci.*, vol. 39, p. 101477, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rsma.2020.101477>.