

PERAMALAN CURAH HUJAN BULANAN DI POS HUJAN JATISRONO DENGAN METODE SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS (SSA)

Nugraheny Awanda Galuh Utami¹, Winita Sulandari², Sri Sulistijowati Handajani³

^{1,2,3} Program Study of Statistics FMIPA Universitas Sebelas Maret

e-mail :¹awanda.galuh99@student.uns.ac.id,²winita@mipa.uns.ac.id,³rr_ssh@staff.uns.ac.id,

ABSTRACT

Indonesia has high rainfall and is known to be extreme because of its erratic weather. This has had a negative impact on several sectors, one of which is the agricultural sector due to the threat of crop failure. Jatisrono is one of the areas in Wonogiri Regency where many people still depend on the agricultural sector for their living. Rainfall in this area is classified as extreme, so research is needed that is able to predict rainfall in the future in order to provide rainfall information to the public. This research discusses monthly rainfall forecasting at Jatisrono Rain Post using the Singular Spectrum Analysis (SSA) method. The data used is the daily rainfall data for Jatisrono Rain Post from January 2010 to December 2020 which is accumulated monthly. Singular Spectrum Analysis (SSA) is a time series analysis and forecasting technique that combines elements of classical times series analysis, multivariate geometric, dynamical systems and signal processing. The SSA method was chosen because this method is known to be powerful in predicting data with certain patterns including seasonal patterns. In determining the best SSA model the window length (L) and grouping (r) parameters are determined based on the researcher's subjectivity. The model chosen is a model with parameters that have the highest forecasting accuracy. The result is that monthly rainfall forecasting at Jatisrono Rain Post has the best SSA model with parameters $L = 33$ and $r = 4$ and the MSE value from forecasting data testing is 4,79.

Keywords : Forecasting, rainfall, SSA

INTISARI

Indonesia memiliki curah hujan yang tinggi dan dikenal ekstrim karena cuacanya yang tidak menentu. Hal ini memberikan dampak negatif terhadap beberapa macam sektor, salah satunya sektor pertanian karena ancaman gagal panen. Jatisrono adalah salah satu wilayah di Kabupaten Wonogiri dimana warganya masih banyak menggantungkan hidup dari sektor pertanian. Curah hujan di wilayah tersebut tergolong ekstrim sehingga diperlukan penelitian yang mampu meramalkan curah hujan beberapa masa yang akan datang agar dapat memberikan informasi curah hujan kepada masyarakat. Penelitian ini membahas peramalan curah hujan bulanan di Pos Hujan Jatisrono menggunakan metode Singular Spectrum Analysis (SSA). Data yang digunakan merupakan data curah hujan harian Pos Hujan Jatisrono dari Januari 2010 hingga Desember 2020 yang dikumulatifkan bulanan. Singular Spectrum Analysis (SSA) adalah teknik analisis runtun waktu dan peramalan yang mengkombinasikan unsur analisis klasik runtun waktu, multivariate geometric, dynamical system dan signal processing. Metode SSA dipilih karena metode ini dikenal powerfull dalam meramalkan data dengan pola-pola tertentu termasuk pola musiman.. Dalam menentukan model SSA terbaik, dilakukan penentuan parameter window length (L) dan grouping (r) berdasarkan subjektivitas peneliti. Model yang dipilih adalah model dengan parameter yang memiliki akurasi peramalan tertinggi. Hasilnya peramalan curah hujan bulanan di Pos Hujan Jatisrono memiliki model SSA terbaik dengan parameter $L=33$ dan $r=4$ serta nilai MSE dari peramalan data testing sebesar 4,79.

Kata kunci : Curah hujan, peramalan, SSA

1. PENDAHULUAN

Curah hujan adalah ketinggian air hujan yang jatuh di tempat datar dengan asumsi air tersebut tidak menguap, meresap dan mengalir. Curah hujan biasanya disajikan dalam satuan milimeter (mm). Rata-rata curah hujan di Indonesia cukup tinggi karena wilayahnya yang terletak di daerah tropis dan dikelilingi lautan luas. Wilayah Indonesia yang memiliki curah hujan tinggi antara lain Sumatera, Jawa dan Kalimantan (Hestiyanto, 2006).

Curah hujan di Indonesia juga tergolong ekstrim karena cuacanya yang tidak menentu. Hal ini berimbas pada beberapa sektor seperti sektor pertanian yang merasakan dampak cukup besar berupa kegagalan panen.

Daerah Jatisrono merupakan salah satu kecamatan yang berada di Kabupaten Wonogiri dimana warganya masih banyak menggantungkan hidup di sektor pertanian. Berdasarkan berita harian yang disampaikan beberapa waktu lalu, sebagian besar petani di Wonogiri belum berani melakukan penanaman karena curah hujan yang belum stabil meskipun musim kemarau telah berlalu (Yogi, 2020).

Berdasarkan uraian di atas, dilakukan penelitian berupa peramalan curah hujan agar mampu memberikan informasi curah hujan beberapa waktu yang akan datang, baik kepada pekerja di bidang pertanian maupun masyarakat pada umumnya. Kang (2009) menunjukkan bahwa *Singular Spectrum Analysis* (SSA) adalah teknik analisis runtun waktu yang baik untuk menguraikan komponen *trend* dan komponen lainnya dengan struktur yang lebih sederhana. Peramalan curah hujan dapat dilakukan dengan metode SSA. Peramalan curah hujan pernah dilakukan oleh Puspitasari dkk. (2019) untuk meramalkan curah hujan Kota Bogor dengan membandingkan dua metode yaitu SSA dan metode pembanding lain. Hasilnya menunjukkan bahwa model SSA memiliki akurasi peramalan yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode pembanding lain tersebut. Penelitian serupa juga dilakukan oleh Rachman (2020), untuk meramalkan curah hujan Kota Jakarta dengan metode SSA. Hasilnya menunjukkan bahwa model SSA mampu meramalkan curah hujan dengan cukup baik karena memiliki tingkat akurasi yang tinggi.

Berdasarkan asumsi di atas, peneliti akan meramalkan curah hujan bulanan di Pos Hujan Jatisrono menggunakan metode SSA karena metode tersebut dikenal *powerfull* dan memiliki akurasi peramalan yang tinggi. Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh model, meramalkan, dan menghitung tingkat akurasi hasil peramalan. Tingkat akurasi hasil peramalan menunjukkan apakah SSA memiliki kemampuan yang baik dalam meramalkan curah hujan. Data yang digunakan adalah data curah hujan bulanan Jatisrono dari Januari 2010 hingga Desember 2020.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan menggunakan *software* R dengan *package* RSSA. Data curah hujan bersumber dari *website* resmi Balai Besar Wilayah Sungai Bengawan Solo (BBWS). Data tersebut merupakan data curah hujan harian Pos Hujan Jatisrono dari Januari 2010 hingga Desember 2020 yang dikumulatifkan bulanan. Berikut prosedur peramalan yang dilakukan dalam penelitian ini :

2.1 Identifikasi Pola Data

Langkah pertama sebelum analisis data adalah mengidentifikasi pola data yang dimiliki data curah hujan bulanan Pos Hujan Jatisrono dari Januari 2010 hingga Desember 2020. Pola data dapat diidentifikasi dengan berbagai cara, salah satunya dengan melihat plot data *runtun waktu*.

2.2 Analisis Data dengan Metode Singular Spectrum Analysis (SSA)

Singular Spectrum Analysis (SSA) adalah teknik analisis runtun waktu dan peramalan yang mengkombinasikan unsur analisis klasik runtun waktu, multivariate geometric, dynamical system dan signal processing (Golyandina, 2013). SSA bersifat non-parametrik dan dikenal *powerfull* untuk meramalkan data

dengan pola-pola tertentu termasuk pola musiman. Algoritma dasar SSA membagi data runtun waktu awal ke dalam data runtun waktu baru yang terdiri dari komponen trend, musiman, dan eror. SSA terdiri dari dua tahap yang saling melengkapi, yaitu tahap dekomposisi dan tahap rekonstruksi.

1) Tahap Dekomposisi

Tahap dekomposisi dibagi menjadi dua tahapan, yaitu *embedding* dan rekonstruksi.

a) *Embedding*

Tahapan pertama dalam proses dekomposisi adalah *embedding*. Pada tahap ini data runtun waktu diubah ke dalam bentuk matriks lintasan (*Trajectory Matrix*) dengan mentransformasi data yang berdimensi satu (vektor) menjadi data multidimensional (matriks). Misalkan terdapat data runtun waktu yang memiliki panjang N dan tidak terdapat data hilang dinyatakan dengan $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$. X ditransformasikan ke dalam bentuk matriks ukuran $L \times K$, dengan $K = N - L + 1$. L merupakan panjang jendela (*windows length*) dengan ketentuan $2 < L < N/2$. Penentuan nilai L dilakukan dengan proses *trial and error* karena belum ada metode khusus untuk menentukan nilai L secara pasti. Bentuk matriks ditulis dengan persamaan (1) berikut:

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_K] = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_K \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{K+1} \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ x_L & x_{L+1} & \dots & x_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

Matriks X disebut juga matriks Hankel dengan semua elemen anti diagonal-nya bernilai sama. Sehingga pada tahap ini output yang diperoleh adalah matriks Hankel yang berukuran $L \times K$ (Golyandina & Antony, 2013).

b) *Tahap Singular Value Decomposition (SVD)*

Tahapan kedua dalam dekomposisi adalah membuat Singular Value Decomposition dari matriks Hankel. Misalkan $\lambda_1 \dots \lambda_L$ adalah nilai eigen dari matriks S (dimana $S = XX^T$) dengan $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_L \geq 0$ dan $U_1 \dots U_L$ adalah vektor eigen dari masing-masing nilai eigen. Rank dari matriks X disimbolkan dengan $d = \max \{i, \lambda_i > 0\}$. $V_i = X^T / U_i \sqrt{\lambda_i}$ adalah matriks komponen utama maka SVD dari matriks lintasan X diperoleh dengan persamaan (2) sebagai berikut :

$$X = X_1 + \dots + X_d, \text{ dengan } X_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T \quad (2)$$

$(\sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T)$ disebut juga dengan eigentriple. Jadi pada tahapan ini output yang dihasilkan adalah eigentriple $(\sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T)$ yakni singular value $\sqrt{\lambda_i}$, vektor eigen U_i , dan matriks komponen utama V_i^T (Golyandina & Antony, 2013)..

2) Rekonstruksi

Tahap rekonstruksi dibagi menjadi dua tahapan, yaitu Grouping (pengelompokan) dan Diagonal Averaging.

a) *Tahap Grouping*

Tahapan pertama dalam rekonstruksi adalah grouping. Pada tahapan ini, matriks X ($X \times k$) dikelompokkan ke dalam subkelompok berdasarkan pola pembentuk data runtun waktu, yaitu pola trend, seasonal, dan error (Golyandina, 2013). Tahap grouping dalam rekonstruksi memartisi himpunan dari indeks $\{1..d\}$ ke dalam m subset disjoint $I = \{I_1, \dots, I_m\}$ Misalkan $I = \{i_1, i_2, \dots, i_p\}$ adalah matriks resultan XI dengan indeks

i_1, i_2, \dots, i_p sesuai dengan kelompok I yang dapat didefinisikan dengan $XI = X_{i1} + \dots + X_{ip}$. X_i disesuaikan dengan kelompok $I = \{I_1, I_2, \dots, I_m\}$ maka $X = X_1 + X_2 + \dots + X_d$ dapat ditulis $X = X_{I1} + \dots + X_{Im}$ (Golyandina & Antony, 2013).

b) Diagonal Averaging

Tahapan kedua dalam rekonstruksi adalah *Diagonal Averaging*. Pada tahapan ini matriks X_{ij} yang diperoleh pada tahap *grouping* disusun ulang menjadi data deret baru dengan panjang N. Misalkan Y adalah matriks berukuran $L \times K$ dengan elemen y_{ij} , dimana $1 \leq i \leq L$ dan $1 \leq j \leq K$. Misalkan ditentukan $L^* = \min(L, K)$ dan $K^* = \max(L, K)$, $N = L + K - 1$. Misalkan $y^*_{ij} = y_{ij}$ jika $L < K$ dan $y^*_{ij} = y_{ij}$ selainnya. Dengan menggunakan *Diagonal Averaging*, matriks Y ditransformasikan kembali ke dalam bentuk series, $\{y_1, \dots, y_N\}$ (Golyandina & Antony, 2013). Untuk mencari rata-rata diagonal matriks dapat digunakan persamaan (3) berikut:

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

Sehingga X_{ij} menjadi deret $\tilde{Y}^{(k)} = \tilde{y}_1^{(k)}, \dots, \tilde{y}_N^{(k)}$ karena itu deret asli akan menjadi jumlah dari m deret pada persamaan (4) berikut:

$$y_n = \sum_{k=1}^m \tilde{y}_n^{(k)} \text{ dengan } (n=1, 2, \dots, N) \quad (4)$$

3) Tahap Peramalan (Forecasting)

Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan dalam SSA salah satunya adalah metode *Linear Recurrent Formula* (LRF). Misalkan U_j adalah vektor komponen pertama L-1 dari vektor eigen U_j dan π_j adalah komponen terakhir dari U_j ($j=1, 2, \dots, r$) dimana r adalah koefisien LRF, definisikan vektor koefisien LRF yaitu r yang disajikan dalam persamaan (5) sebagai berikut :

$$R = \frac{1}{1-v^2} \sum_{j=1}^r \pi_j U_j', \text{ dimana } v^2 = \sum_{j=1}^r \pi_j^2 \quad (5)$$

Algoritma peramalan recurrent dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\hat{y}_i \begin{cases} \tilde{y}_i & , i = 1, \dots, T \\ R^T Z_i & , i = T + 1, \dots, T + M \end{cases} \quad (6)$$

dengan $Z_i = [\hat{y}_{i-L+1}, \dots, \hat{y}_{i-1}]^T$ dan $\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_T$ diperoleh dari *Diagonal Averaging*. Nilai dari y_{N+1}, \dots, y_{N+M} membentuk istilah M dari peramalan *recurrent*. Dengan demikian, peramalan recurrent disajikan secara langsung menggunakan hubungan linear *recurrent* dengan koefisien $\{a_j, j=1, \dots, L-1\}$ (Golyandina & Korobeynikov, 2014).

Didefinisikan operator linier $\mathcal{P}_{Rec} : R^L \rightarrow R^L$ dari formula pada persamaan (7) berikut:

$$\mathcal{P}_{Rec} Z = \begin{pmatrix} \bar{Z} \\ R^T \bar{Z} \end{pmatrix} \quad (7)$$

dimana \bar{Z} terdiri L-1 yang terakhir dari koordinat Z. Melalui persamaan (8) berikut :

$$Y_i = \begin{cases} \bar{X}_i & \text{untuk } i = 1, \dots, K \\ p_{Rec} Y_{i-1} & \text{Untuk } i = K+1, \dots, K+M \end{cases} \quad (8)$$

Terlihat dengan mudah bahwa matriks $Y=[Y_1 : \dots : Y_{K+M}]$ adalah matriks trajectory dari series Y_{N+M} .

4) Ukuran Hasil Peramalan

Ukuran hasil peramalan yang digunakan dalam penelitian ini adalah MSE (*Mean Squared Error*). MSE dihitung dengan menjumlahkan kuadrat *error* peramalan pada setiap periode dan membaginya dengan jumlah periode peramalan.

Secara sistematis, MSE dirumuskan dengan persamaan (9) sebagai berikut:

$$MSE = \sum \frac{(Y_t - F_t)^2}{n} \quad (9)$$

dengan,

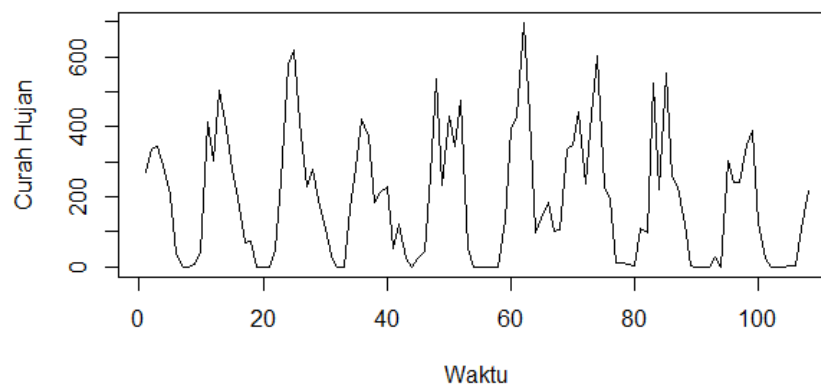
Y_t : nilai aktual pada periode $-t$

F_t : nilai peramalan (*forecast*) pada periode- t

n : jumlah periode peramalan yang terliba

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Ukuran sampel yang digunakan dalam peramalan curah hujan bulanan di Pos Hujan Jatrisrono sebesar 120 ($n=120$) dengan $t=1,2,\dots,120$. Data tersebut dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* (sebanyak 108 data dengan $t=1,2,\dots,108$) dan data *testing* (sebanyak 12 data dengan $t=109,110,\dots,120$). Plot runtun waktu dari data ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Plot Curah Hujan Bulanan di Pos Hujan Jatrisrono Bulan Januari 2010 hingga Desember 2020

Gambar 1 menunjukkan pola pergerakan yang sama setiap tahunnya. Hal ini menunjukkan plot runtun waktu memiliki pola musiman 12. Melihat pola data yang bersifat musiman maka digunakan metode analisis yang dikenal *powerfull* untuk meramalkan, yaitu Singular Spectrum Analysis (SSA) . Di dalam metode SSA, terdapat dua tahap yang digunakan untuk memisahkan komponen *trend*, komponen *seasonal* dan komponen *noise*, yaitu tahap dekomposisi dan tahap rekontruksi.

Langkah pertama dalam tahapan dekomposisi adalah *embedding*. Proses *embedding* akan menentukan parameter *Window Length* (L) dengan ketentuan $2 < L < N/2$ ($2 < L < 54$). Untuk saat ini belum ada metode pasti dalam menentukan nilai L. Oleh karena itu, dilakukan proses *trial and error* dengan melihat dan membandingkan nilai MSE yang dimiliki masing-masing nilai L. Dalam penelitian ini ditetapkan nilai L sebesar 10, 20, 30, 40, 50. Selanjutnya dipilih nilai L yang memiliki MSE minimum. Hasilnya ditampilkan dalam Tabel 1 sebagai berikut :

Tabel 1. Nilai L dan MSE

L	10	20	30	40	50
MSE	13,6	9,26	8,43	13,54	13,41

Diperoleh L dengan MSE minimum adalah 30. Dengan cara yang sama dilakukan *tracking* di sekitar nilai L 30 untuk mendapatkan nilai L yang paling tepat. Hasilnya ditampilkan dalam Tabel 2 sebagai berikut :

Tabel 2. Nilai L dan MSE Hasil *Tracking* di Sekitar L=30

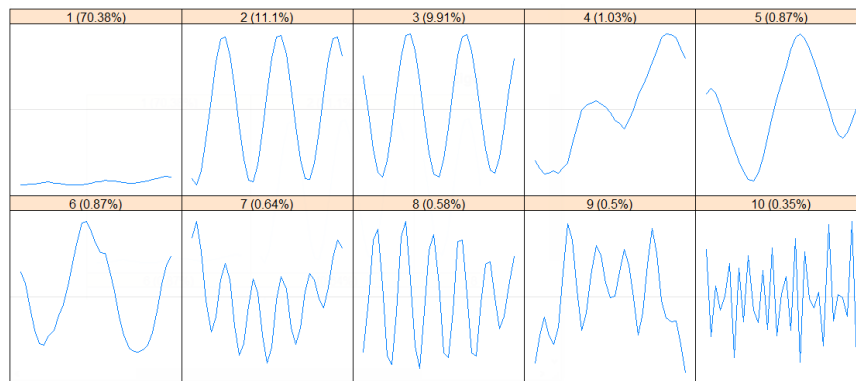
L	25	26	27	28	29	31	32	33	34	35
MSE	11,31	10,11	10,48	10,8	11,13	11,41	8,41	8,38	11,3	9,03

Diperoleh nilai L=33 dengan MSE minimum yaitu 8,38 . Dengan demikian matriks lintasan **X** (*Hankel*) dapat disusun sebagai berikut :

$$\mathbf{X} = [X_1, X_2, \dots, X_{96}] = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_{76} \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{77} \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ x_{33} & x_{34} & \dots & x_{108} \end{bmatrix}$$

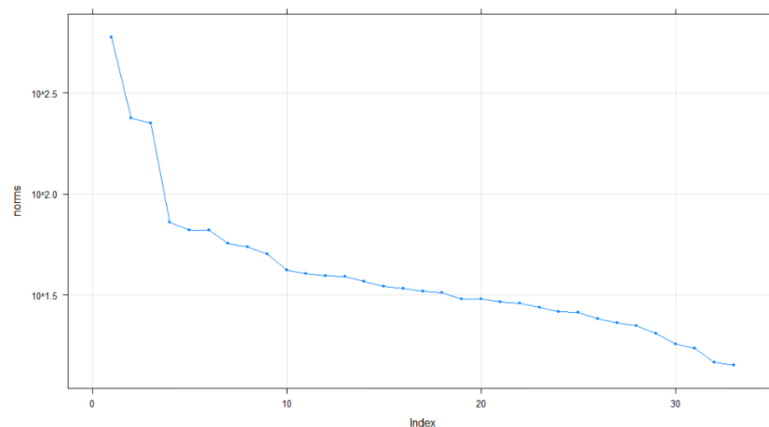
Setelah proses *embedding* yang menghasilkan matriks *Hankel*, tahap berikutnya adalah proses *Singular Value Decomposition* (SVD). Tujuan dari tahap ini untuk mendapatkan barisan matriks dari matriks **S** dimana pada masing-masing matriks dalam barisan tersebut mengandung *eigenvector* U_i , *singular value* $\sqrt{\lambda_i}$ dan *principal component* V_i^T yang menggambarkan karakteristik pada masing-masing matriks dalam barisan tersebut.

Untuk mempermudah melihat pola dari tiap *eigenvector*, berikut ditampilkan plot *eigenvector* yang mengikuti beberapa komponen pola *trend* dan *seasonal* terkecuali komponen noise yang disajikan melalui Gambar 2 berikut :



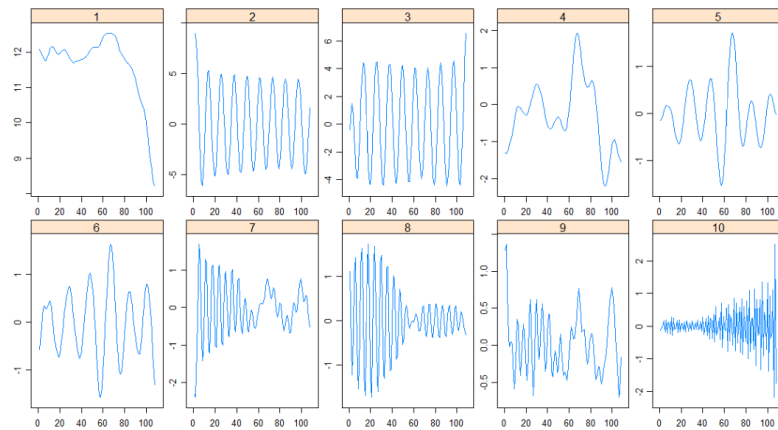
Gambar 2. Plot *Eigenvector* Hasil Proses Dekomposisi

Setelah selesai dengan tahap dekomposisi, langkah selanjutnya adalah tahap rekonstruksi. Pada tahap rekonstruksi, terdapat dua langkah yang digunakan untuk mendapatkan komponen *trend*, komponen *seasonality*, dan komponen *noise* dari *eigentruple* yang dihasilkan tahap dekomposisi, yaitu *grouping* dan *diagonal averaging*. Pada tahap *grouping* perkiraan banyaknya grup yang terbentuk dapat dilihat dari plot nilai Gambar 3.



Gambar 3. Plot Nilai Singular L=33

Gambar 3 menunjukkan nilai *singular* mulai menurun secara melambat pada *eigentruple* 11 sampai *eigentruple* 33 sehingga pada *eigentruple* tersebut diidentifikasi sebagai komponen *noise*. Dengan demikian, nilai *parameter effect grouping* (r) adalah $r = 10$ karena jumlah *eigentruple* yang tidak mencerminkan noise pada plot nilai singular adalah 10. Meskipun *eigentruple* yang mencerminkan komponen *noise* sudah diidentifikasi, namun tetap masih ada kemungkinan jumlah *eigentruple* yang mencerminkan komponen *noise* bertambah. Hal ini dikarenakan sisa *eigentruple* yang tidak berhubungan dengan komponen *trend* dan komponen *seasonality* dari 10 *eigentruple* pertama akan dikelompokkan ke dalam kelompok komponen *noise*. Sesudah komponen *noise* berhasil dikelompokkan langkah selanjutnya adalah melakukan pengelompokan terhadap *eigentruple* yang berhubungan dengan *trend* dan *seasonality*. Jumlah *eigentruple* yang digunakan untuk mengidentifikasi komponen *trend* dan komponen *seasonality* adalah 10 *eigentruple*. Plot dari deret yang direkonstruksi dapat digunakan untuk mengidentifikasi *eigentruple* yang berhubungan dengan *trend* dan *seasonality*.



Gambar 4. Plot *Series* Hasil Rekontruksi L=33

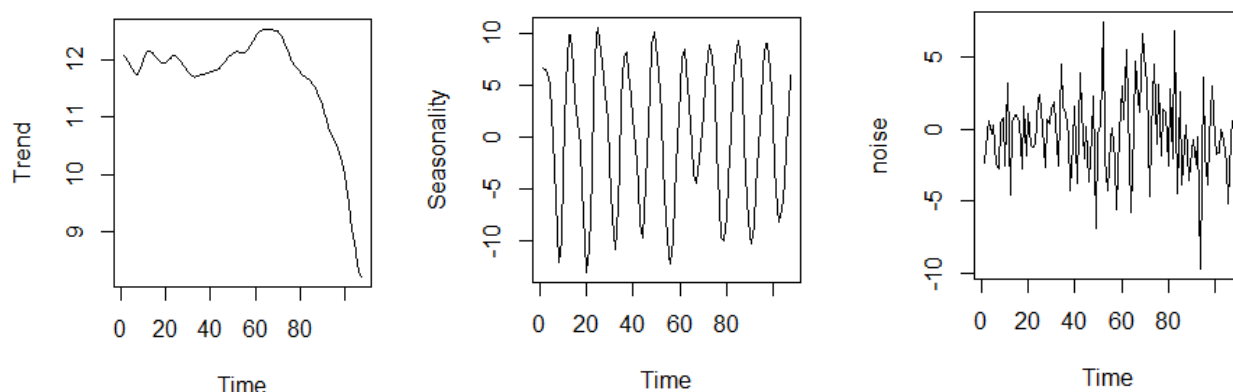
Gambar 4 menggambarkan beberapa kemungkinan *eigentriple* yang saling berhubungan kemudian dikelompokkan kedalam masing-masing group, baik group yang terdiri dari komponen *trend* maupun group yang terdiri dari komponen *seasonality*.

Berikut beberapa kombinasi group yang mungkin berdasarkan gambar beserta nilai MSE masing-masing:

Tabel 3. Kombinasi Group yang Mungkin

No	Model	MSE
1	Trend (1)	11,03
	s1 (2,3)	
	s2(5,6)	
2	Trend (1)	11,55
	s1 (2,3)	
	s2 (7,8)	
3	Trend (1)	8,38
	s1 (2,3)	
	s2(5,6)	
	s3(7,8)	

Berdasarkan Tabel 3, diketahui nilai MSE terkecil yaitu sebesar 8,38 dihasilkan oleh model ke-3 yang terdiri dari satu kombinasi group *trend* dan tiga kombinsi group *seasonality*. Selanjutnya langkah terakhir dalam tahap rekontruksi yaitu tahap *diagonal averaging*. Masing-masing komponen yang sudah dikelompokkan dapat direkontruksi dengan menggunakan masing-masing *eigentriple* yang terkait. Plot komponen group yang sudah direkontruksi ditampilkan dalam Gambar 5 sebagai berikut:



Gambar 5. Plot *Trend*, *Seasonality* dan *Noise* yang direkonstruksi

Berdasarkan Gambar 5, diketahui komponen *trend* direkonstruksi *eigentriple* 1. Plot tersebut menampilkan hasil dari komponen *trend* yang direkonstruksi oleh *eigentriple* tersebut. Komponen *seasonality* direkonstruksi oleh *eigentriple* 2, *eigentriple* 3, *eigentriple* 5, *eigentriple* 6, *eigentriple* 7, dan *eigentriple* 8. Komponen *noise* direkonstruksi oleh *eigentriple* 4, *eigentriple* 9, *eigentriple* 10 hingga *eigentriple* 33.

Ketika komponen *trend*, *seasonality*, dan *noise* berhasil dipisahkan, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan dengan model SSA. Nilai peramalan yang dihasilkan model SSA terdiri dari nilai peramalan data *training* dan nilai peramalan data *testing*. Setelah model SSA terbentuk langkah selanjutnya melakukan peramalan pada data *training* dan data *testing*. Akurasi hasil peramalan pada data *training* dan *testing* diukur dengan nilai MSE. Apabila nilai MSE pada data *training* semakin kecil maka model yang digunakan untuk peramalan semakin baik. Apabila nilai MSE pada data *testing* semakin kecil maka hasil peramalan dari model yang digunakan akan semakin akurat. Nilai MSE yang diperoleh pada data *training* adalah 8,38. Sedangkan nilai MSE pada data *testing* untuk 12 bulan kedepan adalah 4,79. Melalui uraian tersebut, terbukti bahwa model SSA cukup baik untuk meramalkan curah hujan karena memiliki akurasi hasil peramalan yang tinggi. Hal ini sesuai dengan hasil penelitian-penelitian sebelumnya. Hasil peramalan data *testing* dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Peramalan Curah Hujan dengan SSA

Tahun	Bulan	Data Aktual (mm)	Ramalan Data Testing (mm)
2020	Januari	271	316
	Februari	375	301
	Maret	231	214
	April	156	101
	Mei	20	25,7
	Juni	7	2,02
	Juli	0	0
	Agustus	0	4,9

September	0	34,4
Oktober	95,3	100,2
November	223	187,84
Desember	215	266,61

4. KESIMPULAN

Dari keseluruhan proses di atas, dapat ditarik kesimpulan bahwa model SSA terbaik untuk meramalkan curah hujan bulanan di Pos Hujan Jatrisrono adalah model SSA dengan $L=33$ dan r (jumlah group) = 4. Nilai MSE yang dihasilkan dari peramalan data *testing* adalah sebesar 4,79. Hal ini menunjukkan metode SSA cukup baik digunakan untuk meramalkan curah hujan bulanan di Pos Hujan Jatisrono tahun 2010-2020.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terimakasih ditujukan kepada pihak Balai Besar Wilayah Sungai Bengawan Solo (BBWS) yang sudah memberikan data penelitian melalui *website*.

DAFTAR PUSTAKA

- Golyandina, N., & Antony, Z. (2013). *Analysis of Time Series Structure : SSA and related techniques*. London: Chapman & Hall/CRC.
- Golyandina, N., & Korobeynikov, A. (2014). *Basic Singular Spectrum Analysis and forecasting with R*. Elsevier.
- Hestiyanto. (2006). *Geografi SMA Kelas XI*. Jakarta: Yudhistira.
- Kang, M. N. (2009). *Singular Spectrum Analysis*. University of California.
- Puspitasari, W., Rustiana, S., Suparman, Y., & Purwandari, T. (2019, April). Perbandingan Hasil Peramalan Curah Hujan Bulanan Kota Bogor dengan Seasonal Autoregressive Moving Average (SARIMA) dan Singlar Spectrum Analysis (SSA). *Dalam Prosiding Sendika* (pp.206-217). Universitas Muhamadiyah Purworejo.
- Rachman, A. (2020). *Penerapan Model Singular Spcetrum Analysis pada Peramalan Curah Hujan Kota Jakarta*. Universitas Pendidikan Indonesia.
- Suaramerdekasolo.com. (2019). *Petani Wonogiri Belum Berani Tanam Padi Hujan Belum Normal*. Diakses 1 September 2020, dari <https://suaramerdeka.com/2019/11/17/petani-wonogiri-belum-berani-tanam-padi-hujan-belum-norml/>.