

Peramalan Produksi Cabai Merah di Jawa Barat Menggunakan Metode *Singular Spectrum Analysis* (SSA)

¹ASNAFIYA ASROF, ²RABBANI ISCHAK, ³GUMGUM DARMAWAN

^{1,2}Mahasiswa Statistika Terapan Universitas Padjajaran

³Dosen Statistika Terapan Universitas Padjajaran

Email: ¹asnafiya06@gmail.com, ²banzadd@gmail.com, ³gumstat@gmail.com

ABSTRAK

Peramalan merupakan suatu proses untuk memperkirakan peristiwa di waktu mendatang berdasarkan data yang relevan di waktu lampau. Produksi Cabai Merah di Jawa Barat merupakan salah satu data deret waktu. Peramalan pada data berpola musiman ini dilakukan dengan metode *Singular Spectrum Analysis*. Pada akhir proses *Singular Spectrum Analysis*, diperoleh pengelompokan data sebanyak 4 grup, yang menggambarkan fluktuasi data untuk 12 periode peramalan. Tingkat akurasi data peramalan diukur dari kriteria *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan nilai terkecil. Diperoleh nilai MAPE pada model peramalan SSA terhadap data aktual sebesar 18.23%. Dengan begitu model *Singular Spectrum Analysis* merupakan model terbaik untuk meramalkan produksi cabai merah di Jawa Barat periode Januari 2016 sampai Desember 2016.

Kata Kunci: Singular Spectrum Analysis, Peramalan, Produksi Cabai Merah.

1. PENDAHULUAN

Kebutuhan masyarakat akan cabai merah memang tidak dapat dihindari, karena cabai merah merupakan salah satu yang menjadi bagian dari bahan pokok pada seluruh lapisan masyarakat. Memiliki nama latin *Capsicum annuum L.*, cabai merah memiliki manfaat bagi kesehatan karena mengandung vitamin C, vitamin A, dan senyawa lain yang membantu daya tahan tubuh terhadap serangan penyakit. Selain itu juga digunakan untuk bumbu dapur maupun bahan pelengkap dalam setiap hidangan yang disajikan. Sehingga peminatan cabai merah begitu tinggi di masyarakat.

Jawa Barat merupakan produsen cabai merah terbesar se-Indonesia. Dengan begitu, terbentuklah komitmen untuk meningkatkan volume ekspor cabai merah di Jawa Barat. Hal ini dilakukan dengan terus mendorong produktivitas di seluruh kabupaten se-Jawa Barat. Sehingga pasokan cabai merah terbilang cukup untuk memenuhi kebutuhan nasional. Selama ini budidaya cabai merah dilakukan secara musiman sehingga produksi maupun harga sangat berfluktuasi sepanjang tahun. Produksi cabai merah sebagian besar digunakan untuk konsumsi masyarakat setempat dan sebagian lagi diekspor ke negara-negara beriklim dingin dalam bentuk kering. Oleh karena itu, hampir setiap hari produk cabai merah ini dibutuhkan, sehingga kebutuhan masyarakat akan cabai merah pun meningkat sejalan dengan semakin bervariasinya jenis dan menu makanan yang memanfaatkannya produk ini.

Berdasarkan hasil survey Sosial Ekonomi Nasional (Susenas), konsumsi cabai per kapita per tahun relative stabil dengan laju pertumbuhan rata-rata 0,81% per tahun. Menurut data angka tetap hortikultura Provinsi Jawa Barat sebesar 88.000 ton atau 34,74% dari total produksi cabai besar, diikuti oleh Cianjur 25,96%, Kabupaten Tasikmalaya 7,55%, dan Kabupaten Bandung 6,85%. Pada periode Januari-Desember musim tanam tahun 2016, Jawa Barat berhasil merealisasikan luas panen cabai rawit 9.123 ha dari luas tanam 9.635 ha. Tingkat produktivitas yang dicapai sebesar 132,36 ha, luas panen 20.459 ha dengan tingkat produktivitas 139,46 kuintal per ha dari luas tanam 21.536 ha dan total produksi 285.337 ton.

[1]

Data produksi cabai merah di Jawa Barat ini merupakan salah satu yang termasuk data deret waktu. Data deret waktu sendiri memiliki definisi berupa urutan data-data pengamatan yang

berdasarkan pada interval waktu yang sama dimana hasil pengamatannya memiliki korelasi maupun saling bebas. Analisis data deret waktu memungkinkan peneliti untuk mengetahui perkembangan suatu kejadian serta hubungan atau pengaruhnya terhadap kejadian lainnya. Dalam analisis deret waktu terdapat beberapa metode yang salah satunya adalah metode peramalan. Peramalan merupakan bagian penting sebelum pengambilan keputusan. Efektif atau tidaknya keputusan tergantung pada faktor yang tidak dapat dilihat pada saat pengambilan keputusan. Perannya sangat luas dalam berbagai bidang.

Metode SSA adalah salah satu teknik peramalan yang menggabungkan unsur-unsur dari analisis klasik time series, multivariate, sistem dinamis dan *signal processing*. Metode ini merupakan metode dengan pendekatan non-parametrik untuk melakukan peramalan (*forecasting*) berdasarkan identifikasi komponennya, baik itu trend, musiman atau lainnya. Menurut Golyandina, SSA adalah suatu metode yang sangat berguna untuk memecahkan masalah berikut ini: 1) menemukan trend dari resolusi berbeda; 2) *smoothing*; 3) ekstraksi komponen musiman; 4) ekstraksi simultan untuk siklus dengan periode kecil dan besar; 5) ekstraksi perioditas dengan amplitudo yang bervariasi; 6) ekstraksi simultan untuk tren dan perioditas yang kompleks; 7) mendeteksi *change-point*. [2]

Makalah ini bertujuan untuk mendapatkan hasil ramalan pada produksi cabai merah di Jawa Barat menggunakan metode yang tingkat akurasinya baik, yaitu SSA. Untuk selanjutnya, akan diberi judul “Peramalan Produksi Cabai merah Di Jawa Barat Menggunakan Metode Singular Spectrum Analysis (SSA)”,

2. METODOLOGI

Data yang digunakan dalam peramalan ini merupakan data produksi cabai merah di provinsi Jawa Barat. Data ini merupakan pergerakan produksi bulanan dengan periode yang dimulai pada Januari 2010 hingga Desember 2015 [8]. Data tersebut merupakan data deret waktu yang disajikan pada *Lampiran 1*, yang dibagi menjadi dua bagian berikut.

- a. Data *in sample* : Januari 2010 – Desember 2014
- b. Data *out sample* : Januari 2015 – Desember 2015

Metode peramalan yang akan digunakan dalam meramalkan produksi cabai merah di Jawa Barat adalah metode SSA. Pengolahan data dalam peramalan ini menggunakan *Software R Studio* dan *Minitab*.

Metode SSA merupakan metode peramalan yang cukup fleksibel. Zhigljavsky menyatakan bahwa SSA memiliki kelebihan dibanding metode yang lain, diantaranya SSA memerlukan daya komputer yang intensif, tidak memerlukan asumsi stasioneritas dan tidak memerlukan transformasi logaritma [4]. Dengan kata lain, SSA merupakan metode yang *powerfull* dengan pendekatan nonparametrik [5]. Dasar dari SSA adalah dekomposisi, dimana data deret waktu diuraikan menjadi komponen-komponennya yaitu tren, musiman, siklis dan *noise* [6], berikut algoritma dasarnya.

Dekomposisi

Tahap dekomposisi terdapat dua langkah, yaitu dengan *embedding* dan *singular value decomposition*. Pada tahap ini parameter yang digunakan adalah *window length L*.

Embedding

Pada tahap ini dilakukan dengan mengubah deret waktu awal yang berdimensi satu $Y = (y_1, \dots, y_N)$ menjadi deret multidimensi X_1, \dots, X_K dengan vektor lag $X_i = (y_1, \dots, y_{i+L-1})^T$. Dari vektor lag kemudian dibuat matriks lintasan $= [X_1, \dots, X_K]$. Matriks lintasan ini berukuran $L \times K$, dimana $1 < L < N$ dan $K = N - L + 1$ dengan panjang N . Matriks X dituliskan sebagai :

$$X = (x_{ij})_{i,j=1}^{L,K} = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ \cdot \\ X_K \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 & y_2 & \dots & y_K \\ y_2 & y_3 & \dots & y_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ y_L & y_{L+1} & \dots & y_N \end{pmatrix} \quad (1)$$

Misalkan data deret waktu awal pada produksi cabai merah didefinisikan sebagai $F = (f_0, f_1, \dots, f_{N-1})$, kemudian diubah ke dalam multidimensi sehingga diperoleh output sebuah matriks *Hankel* yang semua elemen pada anti diagonalnya bernilai sama.

Singular Value Decomposition (SVD)

Hasil dari langkah ini adalah *Singular Value Decomposition* dari matriks lintasan. Matriks ini dalam setiap barisnya mengandung *singular value*, *eigenvector*, dan *principal component*. Misalkan $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L$ adalah *eigenvalue* dari matriks $S = X X^T$, sehingga *singular value* dinotasikan dengan $\sqrt{\lambda_i}$. *Eigenvectors* dari masing-masing *eigenvalues* dinotasikan dengan U_1, U_2, \dots, U_L . Sedangkan *principal component* dinotasikan dengan $V_i = X^T U_i / \sqrt{\lambda_i}$ ($i = 1, \dots, d$).

SVD dari matriks lintasan dituliskan sebagai: $X = X_1 + X_2 + \dots + X_d$, Dimana $X_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T$. Matriks X_i mempunyai rank 1, karena merupakan matriks elementer. Kumpulan dari $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$ disebut *eigen triple* ke i dari SVD. [Goldyana]. SVD dari matriks lintasan dapat ditulis dengan persamaan berikut.

$$X = X_1 + X_2 + \dots + X_d \quad (2)$$

$$X = \sqrt{\lambda_1} U_1 V_1^T + \sqrt{\lambda_2} U_2 V_2^T + \dots + \sqrt{\lambda_d} U_d V_d^T$$

$$X = \sum_{i=1}^d \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T \quad (3)$$

Rekonstruksi

Tahap rekonstruksi terdapat dua langkah, yaitu dengan *grouping* dan *diagonal averaging*. Pada tahap ini parameter yang digunakan adalah *grouping effect*. Hasil rekonstruksi mendekati hasil peramalan dengan data aslinya. Oleh karena itu pengelompokkan komponen-komponen yang tepat akan mendukung hasil peramalan yang baik, dengan menunjukkan MAPE dari nilai ramal dengan data aslinya [7].

Grouping

Langkah pertama dalam tahap rekonstruksi adalah *grouping*. Dasar pengelompokkan pada *grouping* adalah *eigenvector*. Tujuan dari langkah *grouping* ini adalah untuk memisahkan komponen aditif dari deret waktu dengan cara memisahkan matriks yang telah dihitung pada tahap SVD ke dalam beberapa kelompok, kemudian menjumlahkan matriks dalam setiap kelompok. Matriks X_i akan dipartisi ke m *disjoint subset* I_1, \dots, I_m .

Jika $I = \{i_1, \dots, i_p\}$, maka matriks resultan X_I bersesuaian dengan grup I didefinisikan sebagai $X_I = X_{i_1} + \dots + X_{i_p}$. Matriks ini dihitung untuk $I = I_1 + \dots + I_m$, sehingga persamaan (2) menjadi:

$$X = X_{I_1} + \dots + X_{I_m} \quad (4)$$

Prosedur pemilihan set I_1, \dots, I_m disebut pengelompokkan *eigen triple* (*eigen triple grouping*) yang merupakan representasi dari matriks lintasan sebagai jumlah dari beberapa matriks resultan.

Diagonal Averaging

Langkah terakhir pada SSA ini adalah *diagonal averaging*. Langkah ini akan mengubah setiap matriks hasil dekomposisi yang telah dikelompokkan pada tahap *grouping* menjadi deret yang baru dengan panjang N , yang dimisalkan dengan F berikut.

$$F = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \dots & f_K \\ f_{21} & f_{22} & \dots & f_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_L & y_{L+1} & \dots & f_N \end{bmatrix} \quad (5)$$

Jika F adalah matriks $L \times K$ dengan elemen y_{ij} , $1 \leq i \leq L$, $1 \leq j \leq K$, $L^* = \min(L, K)$, $K^* = \max(L, K)$, dan $N = L + K - 1$. Rata-rata diagonal *averaging* diperoleh dengan rumus berikut.

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

Berdasarkan persamaan (5) dan (6), Misalnya pada matriks F , dipilih $k=1$, maka $g_1 = f_{11}$, untuk $k=2$, maka $g_2 = \left(\frac{f_{12}+f_{21}}{2}\right)$, untuk $k=3$, maka $g_3 = \left(\frac{f_{13}+f_{22}+f_{31}}{3}\right)$, dan begitu seterusnya. Sedangkan berdasarkan persamaan (6), jika diaplikasikan pada matriks resultan X_{Im} , akan terbentuk sebuah deret $\tilde{Y}^{(k)} = (\tilde{Y}_1^{(k)}, \tilde{Y}_2^{(k)}, \dots, \tilde{Y}_N^{(k)})$ sehingga deret asli didekomposisi menjadi jumlah dari m deret.

$$y_n = \sum_{k=1}^m \tilde{Y}_n^{(k)} \quad (7)$$

Penentuan Parameter dalam SSA

Window Length (L)

Sebelum memasuki tahap demi tahap dalam SSA, terlebih dahulu ditentukan nilai L . terdapat dua parameter dalam SSA. Sedangkan *Window Length* L ini merupakan parameter utama untuk menentukan banyaknya dimensi matriks lintasan. Nilai L merupakan dimensi dari matriks *trajectory*, yang merupakan matriks dari perkalian *Hankel*. Penentuan nilai L dilakukan pada proses pengecekan melalui *trial and error* dengan ketentuan $2 < L < N/2$.

Grouping Effect (r)

Grouping effect merupakan parameter kedua dalam SSA yang berperan penting dalam menentukan pola pada plot data. Setelah penggunaan parameter L dalam dekomposisi, pada hasil SVD akan menyajikan serangkaian seri awal yang telah dipisahkan dengan baik [5]. *Eigentriples* yang telah terbentuk sebelumnya dalam tahap SVD akan membantu menentukan parameter *grouping effect*.

Algoritma Peramalan Model SSA

Ketepatan Pencapaian Model Peramalan

Tingkat keakuratan model peramalan dapat dijelaskan dengan membandingkan nilai yang diproyeksikan dengan nilai aktual. Keakuratan sebuah model peramalan ditentukan oleh nilai terkecil dari masing-masing metode akurasi data, semakin kecil nilai tersebut semakin akurat sebuah model melakukan prediksi. Untuk tingkat akurasi peramalan dapat diukur dari nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*, yaitu rata persentase kesalahan pertama dari beberapa periode,

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|(Y_t - \hat{Y}_t)|}{Y_t} \quad (8)$$

dengan:

Y_t = Nilai Observasi; dan \hat{Y}_t = Nilai peramalan.

Apabila nilai MAPE semakin kecil, maka semakin baik tingkat akurasi prediksinya

Linear Recurrent Formula (LRT)

Peramalan SSA menggunakan *Linear Recurrent Formula* (LRF) ini, deret waktu yang digunakan adalah deret hasil rekonstruksi yang diperoleh dari hasil *diagonal averaging*. Lalu akan ditentukan M buah titik data baru yang akan diramalkan. Model ramalannya adalah sebagai berikut.

$$g_i = \begin{cases} \hat{y}_i & \text{untuk } 0, \dots, N \\ \sum_{j=1}^{L-1} a_j g_{i-j} & \text{untuk } N + 1, \dots, N + M \end{cases} \tag{9}$$

Penaksir koefisien LRF (a_1, \dots, a_d) menggunakan eigenvector yang diperoleh pada tahapan SVD. Misalkan $U = (u_1, u_2, \dots, u_{L-1}, u_L)^T$, $U^v = (u_1, u_2, \dots, u_{L-1})^T$ dan π_i adalah komponen terakhir dari eigenvector U ($\pi_i = u_L$), maka koefisien LRF diperoleh dengan:

$$(a_{L-1}, a_{L-2}, \dots, a_2, a_1)^T = \frac{1}{1-v^2} \sum_{i=1}^r \pi_i U_i^v \tag{10}$$

dimana $v^2 = \sum_{i=1}^r \pi_i^2$

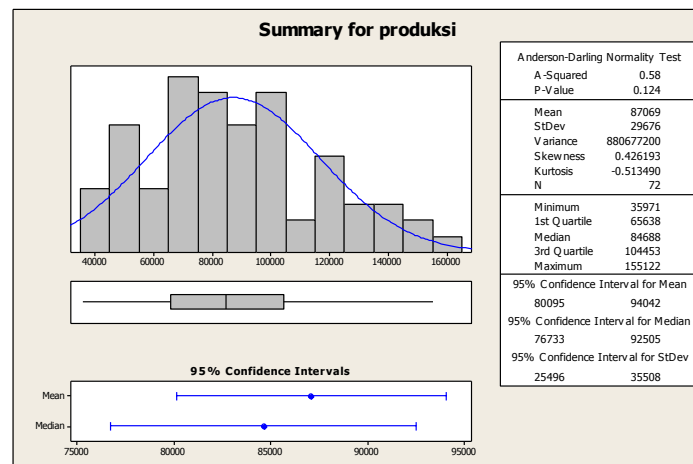
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Secara deskriptif, data produksi cabai merah di Jawa Barat disajikan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Gambaran Umum Produksi Cabai Merah di Jawa Barat

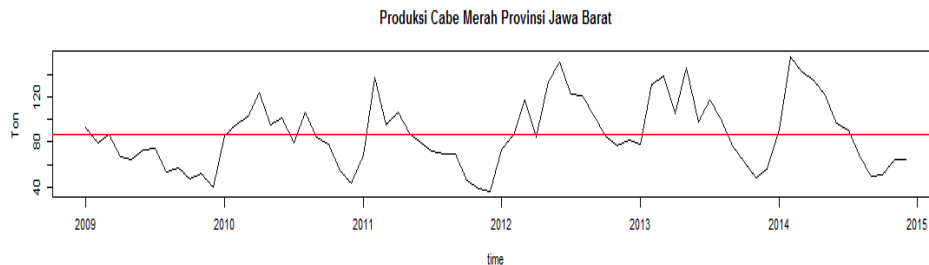
Descriptive Statistics: produksi								
Variable	Count	Mean	StDev	Variance	Minimum	Median	Maximum	IQR
produksi	72	87069	29676	880677200	35971	84688	155122	38815

Dari hasil di atas dapat diketahui bahwa data penelitian sebanyak 72 data yang merupakan data produksi bulanan mulai Januari 2010 sampai Desember 2015. Data memiliki rata-rata produksi sebesar 87,068 ribu ton. Nilai standart deviasi dan varians sangat besar yaitu 29.676 dan 880677200. Ini menunjukkan bahwa data memiliki variasi yang tinggi juga *range* yang jauh. Kemudian untuk mengetahui kenormalan pada data dapat dilihat pada histogram data pada Gambar 1.



Gambar 1. Graphic Summary Data Produksi Cabai Merah di Jawa Barat

Berdasarkan Gambar 1, dapat diketahui bahwa nilai p-value dari uji normalitas Anderson-Darling adalah 0,124. Hal ini berarti bahwa dengan tingkat kepercayaan 5% ditunjukkan penerimaan hipotesis null yang berarti bahwa rata-rata produksi cabai merah di Jawa Barat bersifat normal.



Gambar 2. Pola Data Produksi Cabai Merah di Jawa Barat

Secara grafis (Gambar 2), terlihat bahwa terdapat fluktuasi pada produksi cabai merah di Jawa Barat, sehingga data dapat disimpulkan tidak dipengaruhi pola trend dan mengandung pola musiman aditif. Data produksi cabai tersebut juga menunjukkan bahwa perubahannya masih terbilang stabil, sehingga dapat dikatakan bahwa data sudah stasioner terhadap *mean*.

Selanjutnya adalah melakukan identifikasi adanya pola musiman. Sering kali data yang ada kurang jelas dalam memperlihatkan pola musiman seperti pada data produksi cabai merah. Untuk itu diperlukan suatu analisis penaksiran dalam kawasan frekuensi untuk menelaah periodisitas tersembunyi yaitu periodisitas yang sulit ditemukan dalam kawasan waktu. Analisis ini disebut dengan analisis spektral. Data produksi cabai merah diketahui bersifat stasioner, maka dapat langsung dilakukan analisis spektral. Pengujian musiman dengan analisis spektral diperoleh hasil bahwa data produksi cabai merah memiliki periode sebesar 12. Adapun penaksiran parameter *differencing* (d) data produksi cabai merah menggunakan regresi spektral dengan metode *Geweke* dan *Porter Hudok* (GPH) dengan *RStudio* diperoleh nilai d sebesar 0,24.

Pemodelan untuk meramalkan produksi cabai merah di Jawa Barat dengan metode SSA. Model ini menguraikan data menjadi komponen-komponennya yaitu trend, musiman, siklis dan komponen acak. Tahapan yang dilakukan dalam metode ini terbagi dua yakni dekomposisi dan rekonstruksi.

Model Peramalan SSA

Dekomposisi

Tabel 2. Pemilihan Window Length Model *Singular Spectrum Analysis* (SSA)

Window Length	MAPE(%)
5	43,14
6	18,23
8	72
9	46,74
12	41,53
15	51,57
18	43,14
20	40,57
24	36,04

Langkah awal yang harus dilakukan sebelum memasuki langkah-langkah dalam tahap dekomposisi adalah menentukan *window length* dengan cara *trial and error*. Nilai *window length* berada pada rentang $1 < L \leq N/2$.

Berdasarkan Tabel 2, dengan nilai MAPE minimum, maka pemilihan *window length* yang terbaik adalah sebesar 6.

Langkah awal dalam dekomposisi ini adalah *embedding* yang menghasilkan matriks lintasan berukuran $L \times K$. Diperoleh bahwa nilai $L = 6$, sehingga $K = 55$. Dimensi matriks lintasannya adalah berukuran 6×55 yang kemudian menghasilkan matriks berikut.

$$X_{i,j(6 \times 55)} = \begin{bmatrix} 93119 & 79108 & \dots & 117180 \\ 79108 & 86869 & \dots & 100836 \\ 86869 & 67671 & \dots & 76642 \\ 67671 & 64382 & \dots & 61750 \\ 64382 & 72825 & \dots & 49171 \\ 72825 & 74164 & \dots & 56368 \end{bmatrix}$$

Tahap selanjutnya dalam dekomposisi ini adalah *Singular Value Decomposition* (SVD) yang menghasilkan *eigenvalue*, pasangan *eigenvalue*, dan matriks *W-correlation* yang ditampilkan bersama bentuk grafiknya. Grafik-grafik berikut akan menjadi dasar dalam *grouping* pada tahapan selanjutnya.

a. *Singular Value* ($\sqrt{\lambda_i}$)

Singular value merupakan akar kuadrat dari *eigenvalue*. Hasil *eigenvalue* diperoleh dari matriks *trajectory* yang didefinisikan dengan $S = X X'$.

Tabel 3. Hasil *Singular Value* Produksi Cabai Merah di Jawa Barat

L	<i>Singular Value</i>
1	1619301,3
2	280567,2
3	161837,0
4	118455,5
5	111290,8
6	108861,8

b. *Eigenvector* U_i ,

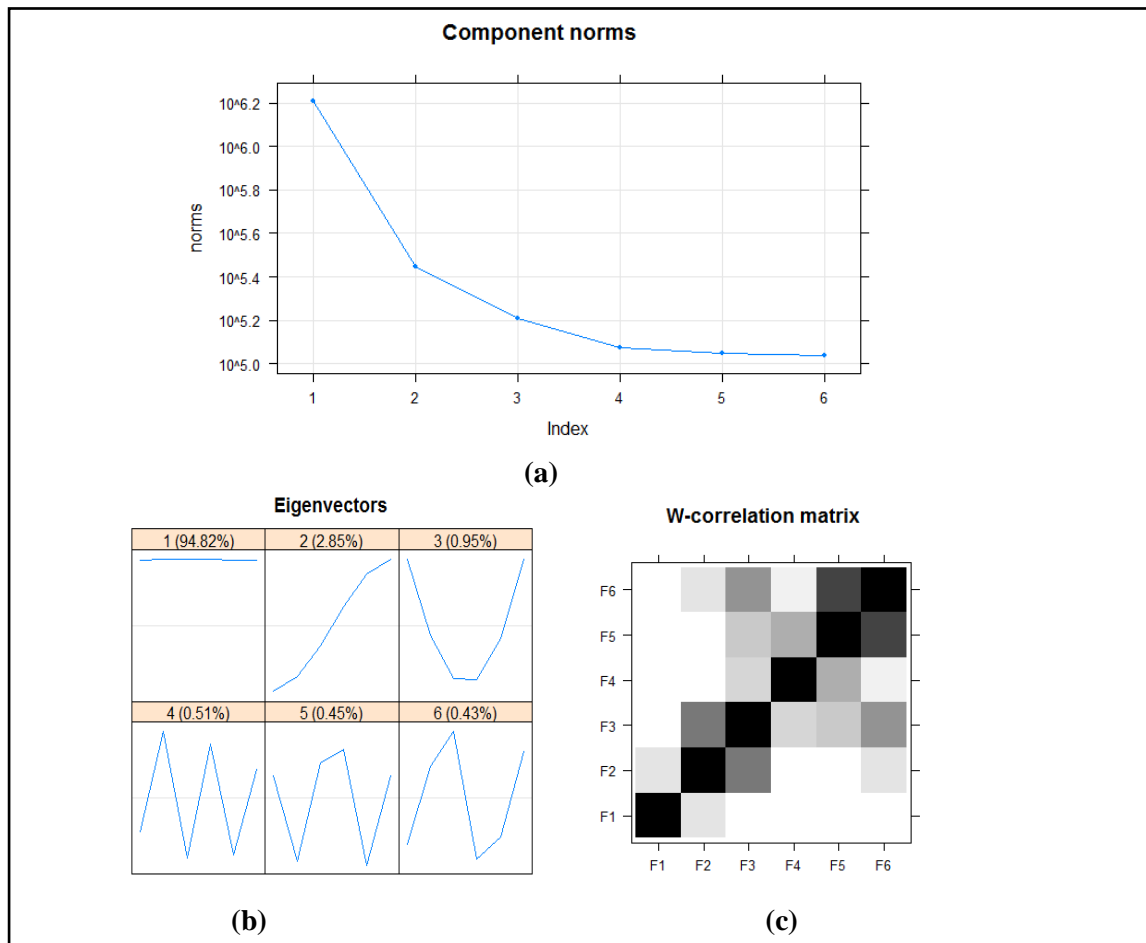
Langkah selanjutnya adalah untuk mendapatkan *eigenvector*. Hal ini dilakukan untuk mempermudah penentuan karakteristik data dari matriks *trajectory*.

$$U_i = \begin{bmatrix} -0.4044886 & 0.5373397 & 0.54387296 & -0.2624964 & 0.2001041 & 0.3780360 \\ -0.4104105 & 0.4193766 & -0.08009298 & 0.5274320 & -0.5495218 & -0.2628933 \\ -0.4137259 & 0.1668921 & -0.43478443 & -0.4689571 & 0.3098949 & -0.5440448 \\ -0.4120444 & -0.1578383 & -0.44467749 & 0.4268511 & 0.4251872 & 0.4945527 \\ -0.4074077 & -0.4230581 & -0.10709317 & -0.4475313 & -0.5847924 & 0.3182851 \\ -0.4012746 & -0.5510402 & 0.54730504 & 0.2247313 & 0.1979469 & -0.3822348 \end{bmatrix}$$

c. *Principal component* V_i'

Berikutnya adalah *principal component*. Tahap ini dilakukan dengan nilai *singular value* dan *eigenvectors* yang telah diperoleh dari matriks *trajectory*.

$$V_{i(55 \times 6)} = \begin{bmatrix} -189408,3 & 19662,4 & 9410,5 & -7018,6 & 7620,4 & -6732,8 \\ -181605,3 & 8394,0 & 10806,9 & 4874,2 & -11468,3 & -3076,3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -188586,4 & 56434,9 & 20457,8 & 3503,2 & 445,9 & 735,7 \end{bmatrix}$$



Gambar 3. (a) Grafik *Eigen Value* (b) Grafik *Eigen Vector* (c) Matriks *W-Correlations*

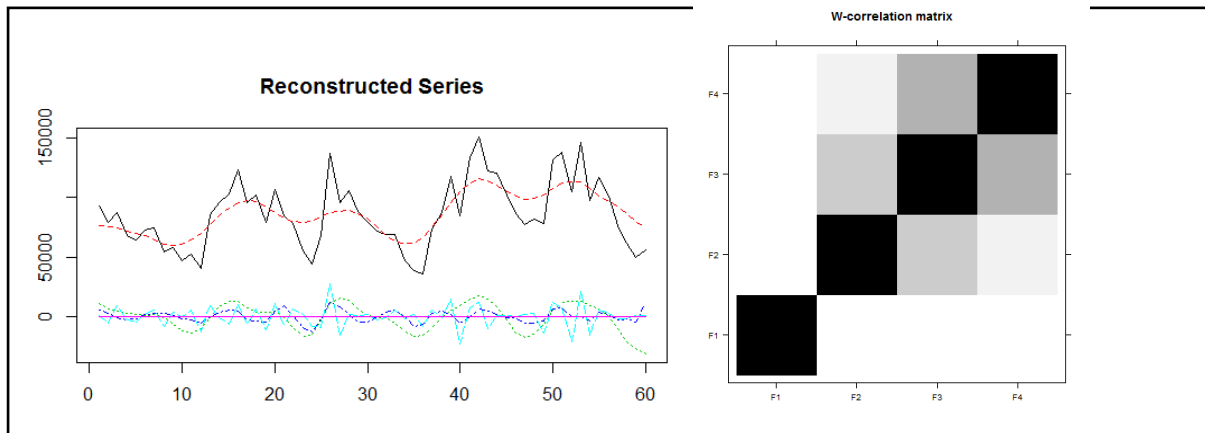
Rekonstruksi

Pada tahap ini, jumlah group yang ditetapkan saat *efek grouping* adalah sebanyak 4 grup. Selanjutnya keempat grup ini akan dijadikan sebagai parameter dalam tahap rekonstruksi. Terdapat 2 langkah dalam tahap ini yaitu *grouping* dan *diagonal averaging*. Pada tahap *diagonal averaging*, grup-grup tersebut dipilih untuk direkonstruksi kembali menjadi deret baru. Hasil rekonstruksi produksi cabai merah pada tahap *grouping* dan *diagonal averaging* disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Rekonstruksi Produksi Cabai Merah di Jawa Barat

Data ke	Data	Rekonstruksi				Diagonal Averaging
		Pola 1	Pola 2	Pola 3	Pola 4	
1	93.119	76613,51	10565,40	5118,09	821,99	93119
2	79.108	75596,23	6378,18	2561,92	5656,96	79108
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
60	56.368	75674,92	-31097,92	11196,66	594,34	56368

Berdasarkan kedekatan dan kemiripan bentuk grafik hasil dari rekonstruksi dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Rekonstruksi Tahap Grouping; dan Matriks W-Correlation Setelah Rekonstruksi

Peramalan Produksi Cabai Merah dengan Model Terbaik

Tahapan selanjutnya akan dilakukan peramalan produksi cabai merah untuk 12 periode kedepan (periode Januari s/d Desember 2016) dengan metode SSA. Hasil peramalannya disajikan dalam Tabel 5.

Tabel 5. Ramalan Produksi Cabai Merah Provinsi Jawa Barat Periode Jan-Des 2016

Periode	Hasil Ramalan (Kuintal)
Januari 2016	96.974,77
Februari 2016	110.101,54
Maret 2016	109.884,00
April 2016	89.427,47
Mei 2016	60.200,92
Juni 2016	38.579,92
Juli 2016	33.835,70
Agustus 2016	43.393,74
September 2016	58.825,24
Oktober 2016	77.014,60
November 2016	96.314,05
Desember 2016	110.161,92

Ketepatan Pencapaian Model

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Data produksi cabai merah di Jawa Barat memiliki *window length* sebesar 6 pada proses *trial* dan *error*. Sehingga diperoleh MAPE sebesar 18,23%. Hal ini dapat disimpulkan bahwa metode peramalan dengan menggunakan *singular spectrum analysis* (SSA) dengan *window length* sebesar 6 dikatakan baik dalam meramalkan produksi cabai merah di Jawa Barat.

Linear Recurrent Formula (LRF)

Tahap selanjutnya adalah melakukan peramalan berdasarkan model yang telah terbentuk. Hasil peramalan dengan metode *reccurent* yang diperoleh akan dibandingkan dengan data *out sample* untuk validitas model. Model ramalannya adalah sebagai berikut.

$$g_i = \begin{cases} \tilde{y}_i & \text{untuk } 0, \dots, 60 \\ \sum_{j=1}^{L-1} a_j g_{i-j} & \text{untuk } 61, \dots, 84 \end{cases}$$

Dengan nilai koefisien LRF a_j disajikan dalam Tabel 6.

Tabel 6. Koefisien *Linear Recurrent Formula* (a_j)

No	a_j
1	-0,0212
2	-0,0539
3	-0,0594
4	-0,0372
5	0,0037

Setelah diperoleh koefisien LRT, maka hasil peramalannya disajikan dalam Tabel 7.

Tabel 7. Data Aktual dan Hasil Ramalan Model SSA

Periode	Data Aktual (Ton)	Hasil Ramalan (Kuintal)
1	90.164	77.755,33
2	155.122	87.696,02
3	141.448	98.861,29
4	134.147	107.898,52
5	120.701	114.566,70
6	96.275	93.182,65
7	90.332	65.549,80
8	66.847	46.355,86
9	49.809	42.470,39
10	51.178	53.446,72
11	65.235	66.507,85
12	65.156	81.003,18

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai Model Peramalan Time series untuk Produksi Cabai Merah, dapat diambil kesimpulan yaitu:

1. Data produksi cabai merah di Jawa Barat ini merupakan data periodik dengan keperiodikan tahunan atau 12 bulan. Peramalan yang dilakukan dengan metode SSA ini memberikan kelompok produksi cabai merah menjadi 4 kelompok, dimana hasil peramalan untuk periode Januari 2016 sampai Desember 2016 ditampilkan pada Tabel 5.

2. SSA merupakan metode *time series* terbaik dalam meramalkan produksi cabai merah di Jawa Barat dimana ketinggian tingkat akurasi dilihat dari nilai MAPE terkecil, yaitu sebesar 18,23% dengan *window length* sebanyak 6.
3. Berdasarkan hasil peramalan pada Tabel 5, produksi cabai merah di Jawa Barat pada bulan Juli 2016 terbilang paling rendah selama enam tahun terakhir. Hal ini tentunya akan berdampak pada kenaikan harga cabai yang melambung tinggi di pasaran. Sedangkan produksi cabai pada bulan Februari dan Desember 2016 terbilang cukup dibanding bulan-bulan lainnya di tahun 2016 yang mengalami penurunan produksi cabai merah.
4. Total produksi cabai merah di Jawa Barat pada tahun 2016 adalah 924.713,87 kuintal. Produksi cabai merah ini mengalami penurunan dibanding taun sebelumnya, seiring meningkatnya konsumen cabai merah di Jawa Barat.

DAFTAR PUSTAKA

- Budiman, Asep. 2016. *Gerakan Tanam Cabai di Pekarangan Tingkatkan Produksi Nasional*. Online: <http://www.pikiran-rakyat.com/ekonomi/2016/11/22/gerakan-tanam-cabai-di-pekarangan-tingkatkan-produksi-nasional-385487>.
- Golyandina, N et al. 2001. *Analysis of Time Series Structure: SSA and Related Techniques*. Chapman&Hall/CRC
- Golyandina and Zhigljavsky. 2013. *Basic Singular Spectrum Analysis and Forecasting with R*. Computational Statistics and Data Analysis 71 (2014) 934–954.
- Marwati, A.S. 2012. *Perbandingan Stabilitas Hasil Peramalan Suhu R dan V Forecasting SSA Untuk Long Horizon*. Tesis. Fakultas MIPA, Universitas Padjajaran. Bandung.
- Darmawan, G. 2016. *Identifikasi Pola Data Curah Hujan Pada Proses Grouping dalam Metode Singular Spectrum Analysis*. Prosiding. Seminar Nasional Pendidikan Matematika. ISSN: 2528-4630. Hal:1-9.
- Darmawan, G.dkk. 2015. *Model Auto Singular Spectrum Untuk Meramalkan Kejadian Banjir Di Bandung Dan Sekitarnya*. Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika UNY. Hal. 457-462.
- Data Produksi Cabai Merah di Jawa Barat dari Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa barat.