Model Hibrida *Singular Spectrum Analysis* (SSA) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen

Esa Permata Sari Putri Ilahi[1], Etik Zukhronah[2], Yuliana Susanti[3]
[1,2,3] Universitas Sebelas Maret Jl. Ir. Sutami No. 36A Kentingan, Jebres, Surakarta, Indonesia 57126

Abstract. Indeks Harga Konsumen (IHK) merupakan suatu indeks yang menghitung rata-rata perubahan harga dalam periode tertentu, dari kumpulan barang dan jasa yang dikonsumsi oleh masyarakat. Perkembangan IHK dapat memperlihatkan tingkat harga suatu barang dan jasa yang dibeli masyarakat. IHK bermanfaat untuk mengetahui tingkat kenaikan pendapatan, harga, juga dapat dijadikan sebagai indikator ekonomi dan tolak ukur besarnya biaya produksi. Peramalan IHK menjadi penting untuk melihat bagaimana perkembangan IHK di Indonesia, sehingga dapat menjadi deteksi dini dalam mengatasi lonjakan harga yang mungkin terjadi. Peramalan menggunakan data Indeks Harga Konsumen Kelompok Pengeluaran Menurut Makanan, Minuman, dan Tembakau per bulan pada periode Januari 2014 sampai November 2019. Metode yang digunakan yaitu hibrida SSA dan ARIMA. SSA mendekomposisi data ke dalam pola tren dan *noise*. ARIMA digunakan untuk meramal komponen secara cepat, sederhana, dan akurat. Peramalan metode hibrida SSA-ARIMA diperoleh dengan cara menjumlahkan hasil dekomposisi komponen tren SSA dan hasil peramalan komponen *noise* model ARIMA. Metode hibrida SSA-ARIMA menghasilkan model ARIMA(0,1,1) dengan akurasi paling baik yaitu MAPE sebesar 0,77 %.

Keyword. IHK, SSA, ARIMA, Hibrida

1. Pendahuluan

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah angka indeks yang menggambarkan perubahan harga barang dan jasa yang dikonsumsi oleh masyarakat secara umum pada suatu periode tertentu dengan periode waktu yang telah ditetapkan. Salah satu sektor ekonomi yang dianggap penting yaitu IHK. IHK merupakan suatu indeks yang menghitung rata-rata perubahan harga dalam periode tertentu, dari kumpulan barang dan jasa yang dikonsumsi oleh masyarakat [1]. Pengelompokan inflasi di Indonesia yang diukur dengan IHK dapat dibagi menjadi tujuh kelompok pengeluaran, yaitu kelompok bahan makanan, kelompok perumahan, kelompok sandang, kelompok kesehatan, kelompok pendidikan dan olahraga, serta kelompok transportasi dan komunikasi [2].

Laju inflasi merupakan gambaran harga-harga. Harga yang membumbung tinggi tergambar dalam inflasi yang tinggi. Sementara itu, harga yang relatif stabil tergambar dalam angka inflasi yang rendah [3]. Tingkat inflasi adalah kenaikan persentase tahunan dalam tingkat harga umum yang diukur berdasarkan indeks harga konsumen atau indeks harga lainnya [4]. Inflasi menyebabkan kenaikan harga sulit untuk diturunkan. Adanya kenaikan harga dapat mempengaruhi kenaikan harga barang-barang yang lain. IHK dapat menunjukan keseluruhan perubahan harga. Perubahan IHK dapat menegtahui tingkat harga suatu barang dan jasa yang dikonsumsi masyarakat. IHKbermanfaat untuk mengetahui

tingkat kenaikan pendapatan, harga, dan sebagai indikator ekonomi dan tolak ukur besarnya biaya produksi.

Kelompok pengeluaran makanan, minuman, dan tembakau merupakan kelompok pengeluaran yang cukup berpengaruh saat ini. Hal ini disebabkan karena mayoritas masyarakat Indonesia merupakan masyarakat yang sangat konsumtif serta menginginkan hal yang praktis dan instan. Cara apapun ternyata sangat sulit untuk menahan laju kenaikan. Hukum ekonomi menerangkan bahwa ketika permintaan tinggi terhadap suatu barang tinggi dan persediaan barang kurang atau tidak bertambah, maka kenaikan harga barang mengalami kenaikan. Kenaikan harga sudah pada ekonomi tahunan yang akan sulit dicegah. Peramalan Indeks Harga Konsumen dalam kelompok pengeluaran makanan, minuman, dan tembakau perlu dilakukan agar terjadi keseimbangan antara kebijakan pemerintah dengan kebutuhan masyarakat. Peramalan yang tepat dijadikan informasi yang dapat dipertimbangkan oleh pemerintah untuk membuat kebijakan terkait harga yang berkaitan dengan kelompok pengeluaran makanan, minuman, dan tembakau.

SSA merupakan teknik analisis data runtun waktu yang terkini dan kuat dalam menggabungkan analisis runtun waktu, statistik multivariat, geometrik multivariat, sistem dinamis dan proses signal. Pemodelan SSA merupakan metode nonparametrik sehingga lebih fleksibel dalam penggunaannya dan terhindar dari berbagai asumsi seperti stasioneritas, independensi dan normalitas residu sebagaimana pada model ARIMA yang parametrik. SSA efektif dalam meminimalisir error [5]. Dalam metode SSA tidak ada model yang dibangun seperti model ARIMA sehingga parameter pada SSA berupa panjang window (L) dan banyaknya grouping (r). ARIMA merupakan suatu metode yang cocok digunakan untuk meramal sejumlah variabel secara cepat, sederhana, murah, dan akurat karena hanya membutuhkan data variabel yang akan diramal. Model yang dipilih diuji lagi dengan data masa lampau untuk melihat apakah model tersebut menggambarkan keadaan data secara akurat atau tidak.

Beberapa penelitian sebelumnya sudah melakukan peramalan menggunakan ARIMA dan SSA menurut kelompok pengeluaran makanan, minuman, dan tembakau. Penelitian oleh Siregar yang meneliti menggunakan metode *Singular Spectrum Analysis* yang digambarkan dalam model *Linear Recurent Formula* dalam peramalan pertumbuhan ekonomi Indonesia tahun 2017 [6]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode SSA-LRF dapat dijadikan metode yang handal dan dapat dikatakan valid dilihat dari nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0,82%. Ete membandingkan akurasi peramalan antara metode SSA dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk mendapatkan metode terbaik dalam memprediksi jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai MAPE yang diperoleh dari hasil peramalan menggunakan metode ARIMA adalah 9,83 dan nilai MAPE menggunakan metode SSA adalah 10,98 [7]. Zhang melakukan peramalan aliran waduk Biliuhe dan waduk Dahuofang di China. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode hibrida SSA-ARIMA memiliki performansi paling baik daripada metode pembanding [8]. Isnawati melakukan peramalan model hibrida SSA-ARIMA data Indeks Harga Konsumen di Kabupaten Wonogiri. Model hibrida SSA-*Automatic* ARIMA menghasilkan akurasi *out-sample* dengan kriteria RMSE dan MAPE yang lebih kecil daripada secara individu [9].

Berdasarkan uraian sebelumnya tentang SSA dan ARIMA, dapat dilihat bahwa SSA dan ARIMA memiliki keunggulan dalam bidang peramalan. Model gabungan atau hibrida digunakan agar memberikan hasil peramalan yang lebih akurat. Metode SSA diharapkan dapat mendekomposisi data IHK ke dalam pola tren, musiman, dan *noise*. ARIMA digunakan karena metode ini mempermudah dalam penentuan model dan menghasilkan model dengan cepat. Penelitian ini diharapkan dapat membantu pemerintah dalam membuat kebijakan terkait dengan IHK. Peramalan IHK menjadi penting untuk melihat bagaimana perkembangan IHK di Indonesia, sehingga dapat menjadi deteksi dini dalam mengatasi lonjakan harga yang mungkin terjadi. Untuk mengatasi masalah tersebut, pada penelitian ini akan dilakukan peramalan Indeks Harga Konsumen di Indonesia dengan menggunakan metode hibrida SSA dan ARIMA.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan Indeks Harga Konsumen Menurut Kelompok Pengeluaran Makanan, Munuman, dan Tembakau. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari *Special Dissemination* dari Bank Indonesia. Data yang digunakan adalah Indeks Harga Konsumen dalam kelompok pengeluaran makanan, minuman, dan tembakau dari Januari 2014 sampai dengan November 2019. Data yang digunakan adalah data Indeks Harga Konsumen sebelum terjadinya Covid-19 di Indonesia. Data latih merupakan data yang digunakan untuk melatih model. Data uji digunakan untuk menguji model, sebagai implementasi penggunaan model pada kasus nyata. Data uji tidak boleh pernah digunakan sebelumnya oleh model. Pembagian data ini mengikuti perbandingan 84%:16% yakni data latih sejumlah 10 data.

2.1. SSA

SSA adalah teknik analisis runtun waktu yang menggabungkan unsur klasik runtun waktu, *multivariate statistics*, *multivariate geometric*, *dynamical system*, dan *signal processing*. Menurut Tujuan utama dari SSA yaitu menguraikan deret aslinya menjadi sejumlah kecil komponen yang dapat diidentifikasi seperti tren, musiman, dan noise, kemudian diikuti oleh rekonstruksi dari serial aslinya [10]. Langkah-langkah yang perlu dilakukan dalam tahap peramalan metode SSA, yaitu proses embedding memetakan runtun waktu asli ke serangkaian *lagged vector* multidimensi. Diberikan L yang disebut *wind*ow *length*, $L \leq \frac{N}{2}$. Proses embedding membentuk $K = N - L + 1$ *lagged vector*. Langkah SSA selanjutnya yaitu Diberikan $S = XX^T$. Misalkan $\lambda_1, \dots, \lambda_L$ adalah nilai eigen dari matriks S dimana $\lambda_1 \geq \cdots \geq \lambda_L \geq 0$ dan $U_1, \dots, U_L$ adalah vektor eigen dari matriks S yang bersesuaian dengan nilai eigen. $d = max\{i, sehingga\ \lambda_i > 0\}$ merupakan rank dari matriks $\boldsymbol{X}$. Jika $O_i = X^T \frac{U_i}{\sqrt{\lambda_i}}$, untuk $i = 1,2, \dots, d$, maka SVD dari matriks lintasan $\boldsymbol{X}$ dapat ditulis sebagai $X = X_1 + X_2 + \cdots + X_d$. Prosedur pemilihan himpunan $I_1, \dots, I_m$ disebut sebagai pengelompokan eigentriple. Jika $m = d$ dan $I_j = \{j\}, j = 1, \dots, d$, maka pengelompokan yang sesuai disebut elementer. Langkah terakhir dalam SSA adalah mengubah setiap matriks X_{Ij} dari dekomposisi yang dikelompokan menjadi suatu runtun baru dengan panjang n [11].

2.2. ARIMA

ARIMA merupakan salah satu model yang sering digunakan dalam peramalan data runtun waktu. Peramalan ARIMA terbagi menjadi empat yaitu *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive Moving Average* (ARMA), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).), langkah-langkah dalam melakukan pemodelan ARIMA meliputi identifikasi model, estimasi dan pengujian parameter, diagnosis model, pemilihan model terbaik, dan peramalan. Proses identifikasi model dapat dilakukan melalui dua tahap yaitu dengan melihat kestasioneran data dalam variansi dan rat-rata melalui runtun waktu plot, selanjutnya dengan plot ACF dan plot PACF. Metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter model ARIMA adalah metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Asumsi yang diperlukan pada metode MLE adalah error a_t berdistribusi normal. Error a_t dapat dinyatakan dalam fungsi Z_t , dan parameter ϕ, θ, σ_a^2 serta error-error sebelumnya. pengujian kesesuaian model dilakukan dengan menguji residu dari model yang dibentuk. Model dikatakan sesuai jika pengujian residu yang didapatkan memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Uji Ljung Box-Pierce digunakan untuk menguji asumsi *white noise*, sementara uji kenormalan dilakukan dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Pemilihan model terbaik menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE merupakan alat seleksi model berdasarkan pada rata-rata dari hasil pembagian nilai absolut eror dengan data asli [12].

2.3. Hibrida SSA-ARIMA

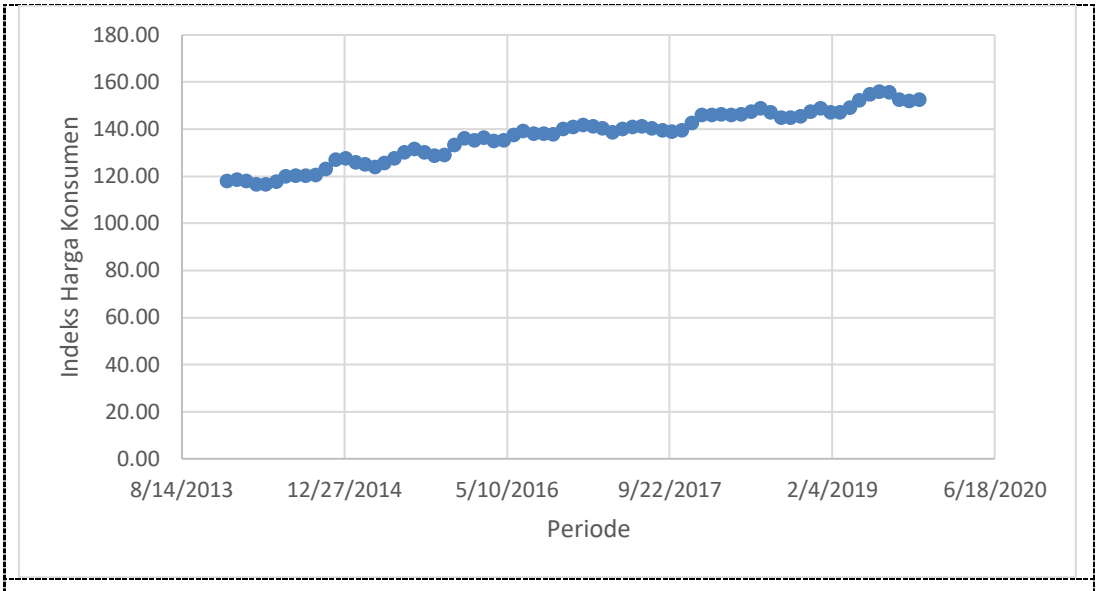
Komponen yang telah didapat pada analisis SSA yaitu komponen tren dan *noise*. Metode hibrida dilakukan untuk meningkatkan akurasi peramalan, memanfaatkan kelebihan antara kedua metode dan meminimalisasi adanya kekurangan pada masing-masing metode[13]. Pemodelan dilakukan pada komponen *noise* dikarenakan tidak berpola. Peramalan hibrida SSA-ARIMA diperoleh dengan cara menjumlahkan komponen tren metode SSA dan hasil peramalan ARIMA komponen *noise* hasil rekontruksi SSA. Secara umum struktur hibrida pada runtun waktu adalah kombinasi dari dua atau lebih metode peramalan yang berbeda. Hasil peramalan model hibrida ($\widehat{H}_t$) yaitu[14]:

$$\widehat{H}_t = T_t + \hat{Z}_t$$

di mana T_t adalah komponen tren dari metode SSA. Sedangkan Z adalah hasil peramalan dari metode ARIMA dengan data yang digunakan adalah data komponen *noise*.

Langkah –langkah yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan tujuan penelitian yang telah adalah pemodelan SSA. Metode SSA, melakukan *embedding*, melakukan pemilihan besarnya parameter *window length* (L). Runtun data multidimensi dengan dimensi *window length* (L) akan membentuk matriks lintasan X, melakukan *Singular Value Decomposition* (SVD), dilakukan dekomposisi nilai singular dari matriks lintasan menjadi suatu penjumlahan dari matriks orthogonal rank satu-dua, melakukan pengelompokkan, tujuan pengelompokkan adalah menentukan pola hasil dekomposisi ke dalam pola runtun waktu yaitu tren dan *noise*. *Diagonal averaging*, memindahkan setiap matriks yang dihasilkan ke dalam suatu runtun waktu yang merupakan komponen aditif dari runtun awal. Komponen *noise* yang dihasilkan pada *diagonal averaging* dilakukan pemodelan hibrida SSA-ARIMA. Identifikasi pola data komponen *noise* hasil *diagonal averaging* melalui plot runtun waktu, cek stationeritas pada data melalui uji ADF untuk stasioner dalam rata-rata dan transformasi Box-Cox untuk stasioner dalam variansi, identifikasi model berdasarkan plot ACF dan plot PACF dari data yang telah stasioner, estimasi parameter model-model dugaan ARIMA, melakukan cek diagnosis, yaitu asumsi white noise dan distribusi normal pada residu, melakukan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai MAPE data. Kriteria tingkat akurasi hasil peramalan menggunakan nilai MAPE yang sangat baik adalah kurang dari 10%[15].

3. Hasil Penelitian

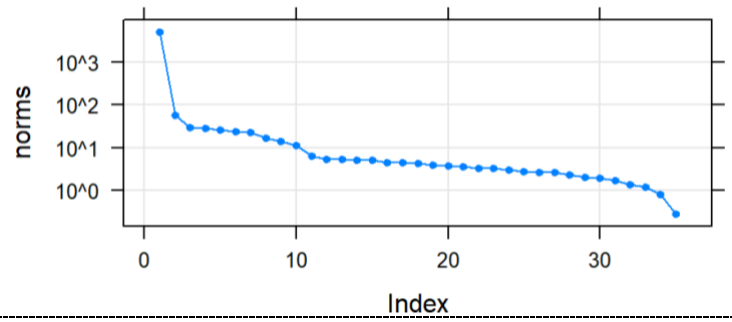


***Gambar* 1.** Plot runtun waktu IHK Januari 2014 – November 2019.

Gambar 1 merupakan plot yang menunjukkan Indeks Harga Konsumen periode Januari 2014 sampai dengan November 2019. Besarnya Indeks Harga Konsumen semakin meningkat seiring dengan berjalannya waktu. *Preprocessing* data dilakukan pada komponen *noise*. Pemodelan SSA hanya digunakan untuk dekomposisi data menjadi komponen tren dan *noise*. *Preprocessing* data dilakukan yaitu membagi data menjadi dua, yaitu data latih dan data uji. Data latih merupakan data yang digunakan untuk melatih model. Data uji digunakan untuk menguji model, sebagai implementasi penggunaan model pada kasus nyata. Data uji tidak boleh pernah digunakan sebelumnya oleh model. Pembagian data ini mengikuti perbandingan 84%:16% yakni data latih sejumlah 10 data.

3.1. Pemodelan SSA

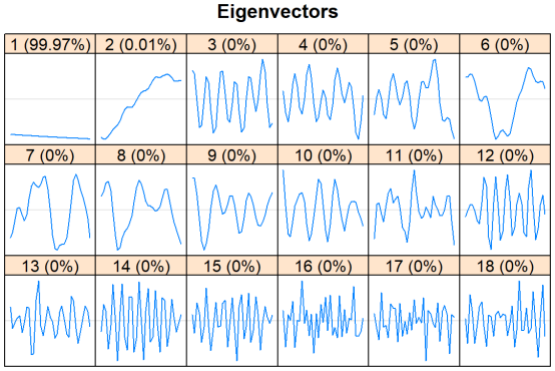
Analisis menggunakan metode SSA yaitu diawali dengan dilakukannya dekomposisi data menggunakan metode SSA kemudian dilakukan pemodelan menggunakan 71 pada data hasil dekomposisi SSA menggunakan metode ARIMA. Tahap dekomposisi yang pertama yaitu dilakukan embedding, dimana pada tahap ini ditentukan besarnya parameter *window length*. Pada data *training* digunakan parameter *window length* sebesar 35 dan terbentuk 35 eigentriple pada langkah *Singular Value Decomposition* (SVD) yang disajikan oleh *Gambar* 2.



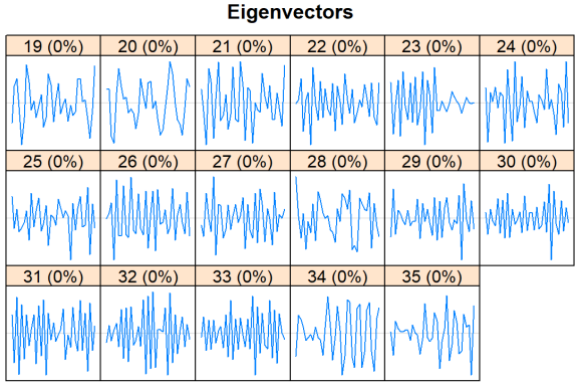
***Gambar* 2.** *Scree* Plot *Singular Value*.

Berdasarkan *Gambar* 2, terbentuk komponen tren pada eigentriple 1 dan komponen *noise* yang terdiri dari eigentriple 2 hingga eigentriple 35 karena mengalami penurunan yang lambat pada nilai singular. eigentriple 1 sebagai komponen tren dan eigentriple 2 sampai 35 sebagai komponen *noise* ditunjukkan

oleh *Gambar* 2 untuk mengetahui pola kedua *eigentriple*. Langkah selanjutnya adalah pengelompokan, yaitu mengelompokkan setiap *eigentriple* ke dalam pola tren, musiman, atau *noise*.



***Gambar* 3.** Plot *eigenvector* 1 – *eigenvector* 18.



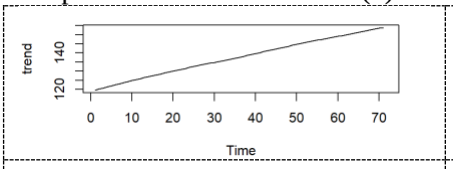
***Gambar* 4.** Plot *eigenvector* 19 – *eigenvector* 35.

eigentriple 1 dikelompokkan ke dalam pola tren secara visual karena bervariasi secara lambat. *eigentriple* 2 sampai *eigentriple* 35 dikelompokkan ke dalam pola *noise* karena plot tidak berpola tren maupun musiman. Setelah dilakukan pengelompokan, langkah selanjutnya adalah *diagonal averaging* atau penggabungan. *eigentriple* yang memiliki pola sama digabungkan menjadi satu komponen yang sama. Komponen tren terdiri dari *eigentriple* 1, komponen *noise* terdiri dari *eigentriple* 2 hingga eigentriple 35. Hasil *diagonal averaging* dapat dilihat pada Tabel 1.

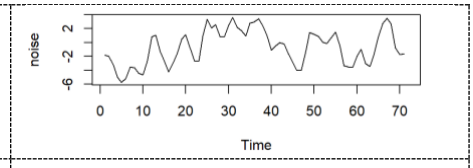
Tabel 1. Hasil *Diagonal Averaging*.

Komponen	Anggota *eigentriple*
Tren	1
Noise	2 sampai dengan 35

Berdasarkan *diagonal averaging*, plot masing-masing komponen hasil *diagonal averaging* disajikan pada Gambar 4.16. Komponen tren ditampilkan oleh Gambar 4.16 (a). Komponen *noise* hasil diagonal averaging ditampilkan oleh Gambar 4.16 (b).



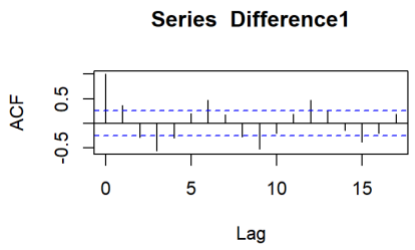
***Gambar* 5.** Plot komponen tren.



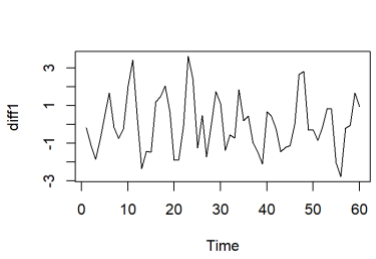
***Gambar* 6.** Plot komponen *noise*.

3.2. Pemodelan Hibrida *SSA-ARIMA*

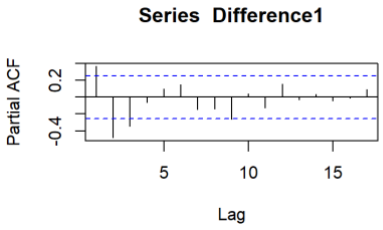
Pengecekan stasioneritas dalam varian dilakukan melalui transformasi Box-Cox, menghasilkan nilai lambda 1,158717. Selang kepercayaan telah mendekati nilai lambda sebesar 1 sehingga dapat dikatakan bahwa komponen *noise* telah stasioner dalam variansi. Kemudian dilakukan pengecekan stasioneritas dalam *mean* menggunakan pengujian ADF. Pengujian ADF menghasilkan $p - value$ sebesar 0,7734 yang artinya komponen *noise* belum stasioner dalam mean. Kemudian dilakukan differencing lag 1 dan stasioneritas dalam mean telah terpenuhi karena $p - value$ sebesar 0,01 kurang dari taraf signifikan 5%. Selanjutnya dilakukan identifikasi model ARIMA menggunakan plot ACF dan PACF komponen *noise* yang ditunjukkan oleh Gambar 4.22.



***Gambar* 7.** Plot ACF *differencing* lag 1.



***Gambar* 8.** Plot runtun waktu *differencing* lag 1.



***Gambar* 9.** Plot PACF *differencing* lag 1.

Pada plot ACF, terdapat beberapa lag yang melewati batas signifikansi. Lag yang melewati batas signifikansi pada plot PACF adalah lag 1, lag 2, dan lag 3. Terdapat berbagai kombinasi lag untuk menduga model ARIMA komponen *noise* yang ditampilkan pada Tabel 2. Model dugaan komponen *noise* berdasarkan ACF dan PACF ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Uji signifikansi parameter

Model ARIMA	Nilai Parameter	$p-value$	Signifikansi
ARIMA(0,1,1)	θ_1= 0,472532	$6{,}886 \times 10^{-7}$	Semua parameter signifikan
ARIMA(1,1,0)	θ_1= 0,364234	0,002223	Semua parameter tidak signifikan
ARIMA(1,1,1)	$\phi_1 = 0{,}08623$ θ_1= 0,42105	$0,660761$ $0,007205$	Tidak ada parameter yang signifikan
ARIMA(2,1,1)	$\phi_1 = 0{,}880234$ $\phi_2 = -0{,}62957$ θ_1= $-0{,}484342$	$3{,}432 \times 10^{-10}$ $1{,}288 \times 10^{-10}$ 0,002948	MA(1) tidak signifikan
ARIMA(1,1,2)	$\phi_1 = 0{,}737167$ θ_1=$-0{,}48340$ θ_2=$-0{,}516591$	$2{,}39 \times 10^{-14}$ 0,01129 $4{,}410 \times 10^{-5}$	MA(1) tidak signifikan
ARIMA(3,1,1)	$\phi_1 = 0{,}47277$ $\phi_2 = -0{,}3440$ $\phi_3 = -0{,}31139$ θ_1=$-0{,}13314$	0,06501 0,05408 0,06451 0,60398	Tidak ada parameter yang signifikan
ARIMA(3,1,2)	$\phi_1 = 1{,}150346$ $\phi_2 = -1{,}156608$ $\phi_3 = 0{,}158167$ θ_1=$-0{,}966080$ θ_2=$-0{,}999374$	$2{,}62 \times 10^{-16}$ $< 2{,}62 \times 10^{-16}$ 0,2556 $< 2{,}62 \times 10^{-16}$ $< 2{,}62 \times 10^{-16}$	AR(3) tidak signifikan

Model ARIMA(0,1,1) memenuhi uji signifikansi parameter. Hal ini dapat dilihat dari $p-value$ masing-masing parameter yang kurang dari taraf signifikan yang ada pada R-studio. Residu model dilakukan pengujian asumsi *white noise* dan distribusi normal pada residu model ARIMA dugaan untuk

komponen *noise*. Pengujian asumsi *white noise* menghasilkan nilai $p - value$ sebesar $0{,}7344$ lebih dari taraf signifikansi 5%. Pengujian selanjutnya yaitu distribusi normal pada residu model. Pengujian asumsi normalitas menghasilkan nilai $p - value$ sebesar $0{,}5156$ lebih dari taraf signifikansi 5%. Model ARIMA(0,1,1) memenuhi kedua asumsi residu. Hal ini ditunjukkan oleh $p - value$ model telah lebih dari taraf signifikan 5%. Akurasi peramalan hibrida SSA-ARIMA diperoleh dengan cara menjumlahkan hasil komponen tren dan model ARIMA. Hasil peramalan data IHK periode Januari 2019 sanpai dengan November 2019 dapat dilihat pada Tabel 5 untuk model ARIMA(0,1,1).

Tabel 5. Peramalan data *testing*

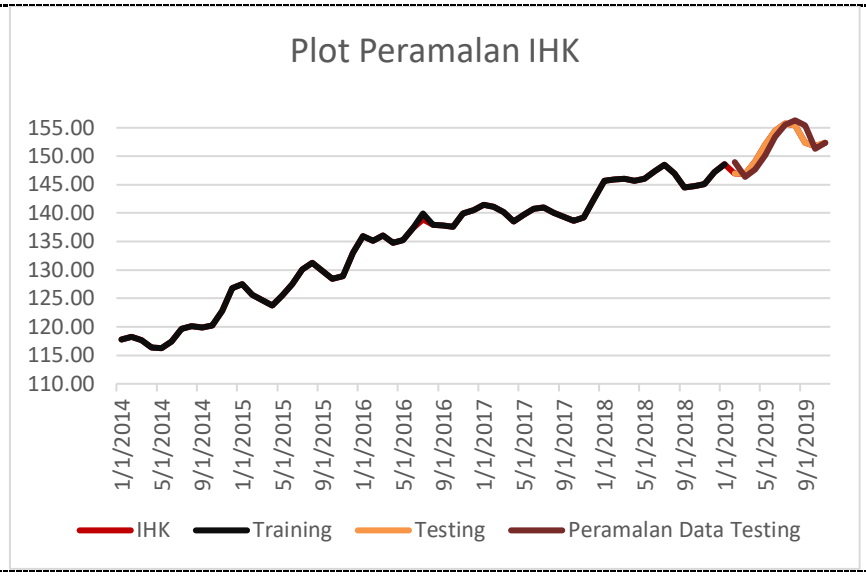
t	Komponen Tren	ARIMA(0,1,1)	Data Peramalan
62	149,932	-0,91369	149,0183143
63	150,3701	-4,00354	146,3665616
64	150,8323	-3,21802	147,6142844
65	151,3156	-1,13338	150,1822203
66	151,804	1,602323	153,4063232
67	152,2811	3,24226	155,5233603
68	152,7277	3,575966	156,3036656
69	153,1327	2,318898	155,4515983
70	153,5138	-2,20418	151,3096215
71	153,9017	-1,54101	152,3606943

MAPE dari model ARIMA(0,1,1) adalah 0,77%. Sehingga model terbaik untuk pemodelan komponen *noise* adalah model ARIMA(0,1,1) dengan persamaan matematis sebagai berikut.

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t$$
$$\phi_p(1-B)Z_t = (1-\theta B)a_t$$
$$\phi_0(1-B)Z_t = (1-\theta_1 B)a_t$$
$$(1-B)Z_t = (1-\theta_1 B)a_t$$
$$Z_t - Z_{t-1} = a_t - \theta_1 a_{t-1}$$
$$Z_{t-1} = a_t - 0{,}472532\, a_{t-1}$$
$$Z_t = Z_{t-1} + 0{,}472532\, a_{t-1} + a_t$$

3.3. Peramalan Hibrida *SSA-ARIMA*

Model terbaik yang digunakan dalam melakukan peramalan Indeks Harga Konsumen periode Januari 2014 hingga Agustus 2018 adalah ARIMA(1,0,1) karena memiliki akurasi yaitu nilai MAPE yang paling kecil. Secara visual, hasil ramalan IHK periode Januari 2014 sampai dengan November 2019 disajikan pada *Gambar* 10. *Gambar* 10 terdapat 3 area yang dipisahkan oleh garis berbeda, area paling kiri yaitu data training, area tengah adalah data testing, dan area paling kanan adalah area peramalan. Data aktual diwakili oleh garis berwarna merah dan testing dengan metode ARIMA diwakili oleh garis berwarna hijau dan hasil ramalan IHK data testing diwakili oleh garis berwarna coklat. Model peramalan ARIMA mengikuti pola pola data sesungguhnya, hal ini dapat dilihat bahwa garis coklat mengikuti pola garis hijau.



***Gambar* 10.** Plot permalan hibrida SSA-ARIMA.

4. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil analisis, Metode SSA menggunakan nilai parameter L sebesar 35 yang menghasilkan komponen data berupa 1 eigentriple sebagai komponen tren dan 34 eigentriple sebagai komponen *noise*. Pemodelan SSA-ARIMA pada data IHK d.ilakukan pada komponen *noise*. Peramalan hibrida SSA-ARIMA diperoleh dengan cara menjumlahkan hasil dekomposisi model SSA dan hasil peramalan komponen *noise* dari model ARIMA. Metode terbaik untuk peramalan data komponen *noise* adalah model ARIMA(0,1,1) Pemodelan SSA- ARIMA komponen *noise* menghasilkan akurasi testing yaitu MAPE sebesar 0,77%.

Saran

Hasil dekomposisi pada SSA harus menggunakan komponen data sesuai pola pada data. Jika pola data terlihat adanya musiman sehingga lebih baik dekomposisi dilakukan pada seluruh komponen, yaitu tren, musiman, dan *noise*.

5. Daftar Pustaka

[1] Badan Pusat Statistik 2022 Indeks Harga Konsumen

[2] Bank Indonesia 2022 Spesial Data Dissemination Standard Bank Indonesia

[3] Nilasari, E 2014 Urgensi Redenominasi Nilai Rupiah Dalam Perekonomian Indonesia At-Taradhi: *Jurnal Studi Ekonomi*, 5(1)

[4] Karlina, B 2017 Pengaruh Tingkat Inflasi, Indeks Harga Konsumen Terhadap PDB di Indonesia Pada Tahun 2011-2015. *Jurnal Ekonomika dan Manajemen*, 6(1), 16-27

[5] Isnawati, S 2018 *Model* Hibrida *Singular Spectrum Analysis dan Automatic ARIMA untuk Peramalan IHK di PDAM Giri Tirta Sari Kabupaten Wonogiri Jawa Tengah* Doctoral dissertation, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

[6] Siregar, R S, Prariesa, D, dan Darmawan, G 2017 Aplikasi Metode Singular Spectrum Analysis (SSA) dalam Peramalan Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Tahun 2017 *Jurnal Matematika* "Mantik", 3, 5-12

[7] Ete A A 2017 *Peramalan Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara ke Indonesia Menurut Pintu Masuk Menggunakan Singular Spectrum Analysis dan ARIMA* Doctoral dissertation, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

[8] Zhang Q, Wang B D, He B, Peng Y, dan Ren M L 2011 Singular Spectrum Analysis and ARIMA Hibrida Model for Annual Runoff Forecasting *Water Resour Manage*, pp 2683-2703

[9] Isnawati, S 2018 *Model* Hibrida *Singular Spectrum Analysis dan Automatic ARIMA untuk Peramalan IHK di PDAM Giri Tirta Sari Kabupaten Wonogiri Jawa Tengah* Doctoral dissertation, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

[10] Golyandina N, Korobeynikov A, and Zhigljavsky A 2018 Singular spectrum analysis with R. Springer Berlin Heidelberg

[11] Hassani H, Webster A, Silva E S, dan Heravi S 2015 *Forecasting U.S. Tourist Arrivals Using Optimal Singluar Spectrum Analysis* Tourism Management.

[12] Wei W W 2006 *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Pearson Education*, Inc : New York

[13] Arumsari M, Wahyuningsih S, and Siringoringo M 2021 Inflation Forecasting for East Kalimantan Province Using Hybrid Singular Spectrum AnalysisAutoregressive Integrated Moving Average Model. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi* 18(1) 78-92

[14] Waeto S, Chuarkham K, dan Intarasit A 2017 Forecasting time series movement direction with hybrid methodology *Journal of Probability and Statistics*

[15] Zhang T, Wang K, and Zhang X 2015 Modelling and Analyzing the Transmission Dynamics of HBV Epidemic in Xinjiang, China Plos One, 10(9), pp. 110-121