

Penerapan Model *Seasonal Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* Pada Data Inflasi di Indonesia

Application of Seasonal Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average Model on Inflation Data in Indonesia

Edy Fahrin, Memi Nor Hayati², dan Meiliyani Siringoringo³

¹Laboratorium Statistika Ekonomi dan Bisnis FMIPA Universitas Mulawarman

²Laboratorium Statistika Terapan FMIPA Universitas Mulawarman

³Laboratorium Statistika Komputasi FMIPA Universitas Mulawarman

E-mail: edyfarin@gmail.com

Abstract

Current inflation data is influenced by previous inflation data. Inflation data from time to time is indicated to have a long memory and seasonal pattern. The *Seasonal Autoregressive Fractional Integrated Moving Average (SARFIMA)* model is one of the models used to predict data that has a long memory and seasonal pattern. The purpose of this research was to find out the the best SARFIMA model and forecast inflation in 2018 using the best SARFIMA model. The sample in this research was Indonesian monthly inflation data for the period January 2008 to December 2017. There are four stages of SARFIMA modeling, namely model identification, parameter estimation, diagnostic checking, and application of models for forecasting. Based on the results of the analysis, the best SARFIMA model selected based on the AIC and MSE criteria is the SARFIMA (0,d,2) (1,0,0)¹² model with $d = 0.687$. The results of inflation forecasting from January to December 2018 show a fluctuating value every month with the inflation rate at 3.30% - 3.65%.

Keywords: Inflation, long memory, seasonal, forecasting, SARFIMA

Pendahuluan

Peramalan merupakan suatu teknik untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data masa lalu maupun data saat ini (Aswi dan Sukarna, 2006). Peramalan berfungsi sebagai bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan yang akan datang (Salamah dkk, 2003) Berkaitan dengan peramalan, data yang digunakan adalah data runtun waktu. Data runtun waktu merupakan serangkaian data pengamatan yang terjadi berdasarkan indeks waktu secara beruntun dengan interval jangka waktu tertentu, (Aswi dan Sukarna, 2006).

Data runtun waktu memiliki sifat jangka panjang, di mana terdapat korelasi yang kuat antar data pengamatan yang terpisah jauh. Selain itu, dalam memilih metode peramalan perlu mempertimbangkan jenis pola data, salah satunya adalah pola data musiman (Makridakis dkk, 1999). Musiman berarti kecenderungan mengulangi pola tingkah yang sama pada periode musim, biasanya tahunan atau bulanan (Salamah dkk, 2003).

Fenomena data jangka panjang yang berpola musiman telah banyak diamati di berbagai bidang, salah satunya di bidang ekonomi (Beran, 1994). Salah satu data yang dikategorikan sebagai data ekonomi adalah data inflasi. Data inflasi saat ini dipengaruhi oleh data inflasi sebelumnya yang mengindikasikan bahwa data inflasi dari waktu ke memiliki pola jangka panjang dan musiman.

Model *Seasonal Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (SARFIMA)* merupakan salah satu model yang digunakan untuk meramalkan data yang memiliki pola jangka panjang dan musiman.

Berdasarkan uraian di atas, penulis tertarik untuk mengkaji analisis penerapan model SARFIMA berupa peramalan dengan data yang digunakan adalah data inflasi di Indonesia.

Stasioneritas dalam Variansi

Suatu data dikatakan stasioner dalam variansi apabila struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah (Makridakis dkk, 1999). Bila kondisi stasioner dalam variansi tidak diperoleh, Box-Cox (1964) dalam Aswi dan Sukarna (2006) memperkenalkan transformasi pangkat (*power transformation*), yaitu

$$Z_t^* = \frac{Z_t^{(\lambda)} - 1}{\lambda} \quad (1)$$

dimana λ disebut sebagai parameter transformasi.

Stasioneritas dalam Rata-rata

Suatu data runtun waktu dikatakan stasioner dalam rata-rata apabila fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan Bila kondisi stasioner dalam rata-rata tidak diperoleh, maka perlu dilakukan dilakukan proses pembedaan yang dirumuskan sebagai berikut (Makridakis dkk, 1999):

$$\nabla^d = (1 - B)^d Z_t \tag{2}$$

Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Uji ADF adalah salah satu uji yang paling sering digunakan dalam pengujian stasioneritas dari data. Statistik uji ADF dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$|\tau| = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \tag{3}$$

Kriteria keputusan:

H₀ ditolak jika $|\tau| > |\tau_{\alpha;db}|$, dengan $\tau_{\alpha;db}$ adalah nilai tabel MacKinnon yang memiliki derajat bebas (db) = $T - T_p$, dengan T adalah jumlah data dan T_p adalah jumlah parameter dalam model atau H₀ ditolak jika $p\text{-value} < \alpha$.

Identifikasi Sifat Jangka Panjang

Identifikasi sifat jangka panjang dapat dilihat dari nilai Hurst (H) yang diperoleh dari metode statistik *Rescaled range statistics (R/S)* (Hurst, 1951). Nilai H yang diperoleh dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

- a. Jika $H = 0,5$ maka $\{Z_t\}$ menunjukkan pola runtun waktu bersifat acak
- b. Jika $H = 0 < H < 0,5$ maka $\{Z_t\}$ menunjukkan pola runtun waktu bersifat jangka pendek
- c. Jika $H = 0,5 < H < 1$ maka $\{Z_t\}$ menunjukkan pola runtun waktu bersifat jangka panjang.

Penaksiran Parameter Pembeda

Penaksiran parameter d dilakukan dengan menggunakan Geweke dan Porter-Hudak (GPH). Nilai d yang diperoleh dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

- a. $|d| \geq \frac{1}{2}$ menyatakan proses jangka panjang dan tidak stasioner.
- b. $0 < d < \frac{1}{2}$ menyatakan proses jangka panjang stasioner dengan autokorelasi positif yang turun lambat
- c. $-\frac{1}{2} < d < 0$ menyatakan proses jangka panjang stasioner dengan autokorelasi negatif yang turun lambat
- d. $d = 0$ menyatakan proses berkorelasi pendek.

Fungsi Otokorelasi (FOK) dan Fungsi Otokorelasi Parsial (FOKP)

Fungsi otokorelasi (FOK) adalah fungsi yang menunjukkan korelasi antar data pengamatan yang berdekatan. Menurut Makridakis, dkk (1999), koefisien otokorelasi ρ_k dapat diduga dengan koefisien otokorelasi sampel yang ditulis sebagai berikut:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{T-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^{T-k} (Z_t - \bar{Z})^2} \tag{4}$$

Fungsi otokorelasi parsial (FOKP) adalah fungsi yang digunakan untuk mengukur tingkat keeratan (*association*) antara antara Z_t dan Z_{t+k} , apabila pengaruh dari lag waktu 1,2,3,..., dan seterusnya sampai $k-1$ dianggap terpisah. Koefisien otokorelasi parsial dapat diduga dengan koefisien otokorelasi parsial sampel yang ditulis sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} r_j} \tag{5}$$

di mana $\hat{\phi}_{kj} = \hat{\phi}_{k-1,j} - \hat{\phi}_{kk} \hat{\phi}_{k-1,k-j}$, untuk $j = 1, 2, \dots, k-1$.

(Wei, 2006)

Identifikasi Orde Model

Identifikasi orde model dilakukan untuk menentukan nilai orde pada model yang dilihat dari grafik FOK dan FOKP pada data yang sudah stasioner. Petunjuk umum untuk penentuan orde p dan q (non-musiman dan musiman) pada data runtun waktu yang sudah stasioner dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1. Pola Grafik FOK dan FOKP Proses Non-Musiman Stasioner

No	Model ARIMA	FOK	FOKP
1	AR(p)	<i>Dies down</i> (menurun secara ekponensial)	<i>Cut off</i> (terputus) setelah lag p
2	MA(q)	<i>Cut off</i> (terputus) setelah lag p	<i>Dies down</i> (menurun secara ekponensial)
3	ARMA (p,q)	<i>Dies down</i> (menurun secara ekponensial) setelah lag (q-p)	<i>Dies down</i> (menurun secara ekponensial) setelah lag (q-p)

Penaksiran Parameter Model

Penaksiran parameter model dilakukan untuk menduga nilai dari parameter-parameter yang berpengaruh dalam model. Metode yang digunakan dalam penaksiran parameter adalah metode *maximum likelihood estimation (MLE)*.

Tabel 2. Pola Grafik FOK dan FOKP Proses Musiman Stasioner

No	Model ARIMA	FOK	FOKP
1	AR(P) ^s	Dies down pada lag kS, dengan k = 1,2,3,...	Cut off setelah lag PS
2	MA(Q) ^s	Cut off setelah lag QS	Dies down pada lag kS, dengan k = 1,2,3,...
3	ARMA (P,Q) ^s	Dies down pada lag kS, dengan k = 1,2,3,...	Dies down pada lag kS, dengan k = 1,2,3,...

(Suhartono, 2008)

Uji Signifikansi Parameter

Uji ini dilakukan untuk mengetahui apakah suatu paramater model layak masuk dalam model atau tidak dengan menggunakan uji *t*. Misalkan pengujian parameter $\hat{\beta} = \{\phi, \theta\}$. Statistik uji untuk masing-masing parameter dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$t = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \tag{6}$$

Kriteria keputusan:

H₀ ditolak jika $|t| > t_{\alpha,db}$, dengan $t_{\alpha,db}$ adalah nilai tabel *t-student* yang memiliki derajat bebas (db) = $T - T_p$, dengan T banyaknya data dan T_p adalah banyaknya parameter dalam model. Jika digunakan nilai *p-value*, maka H₀ ditolak jika nilai *p-value* < α .

Uji White Noise

Suatu proses $\{a_t\}$ dikatakan proses *white noise* (proses yang bebas dan identik) jika bentuk variabel *random* yang berurutan tidak saling berkorelasi dan mengikuti distribusi tertentu. Rata-rata $E(a_t) = \mu_a$ dari proses ini diasumsikan bernilai nol dan mempunyai variansi yang konstan yaitu $Var(a_t) = \sigma_a^2$ dan nilai kovariansi untuk proses ini $\gamma_k = cov(a_t, a_{t+k}) = 0$ untuk $k \neq 0$. Uji asumsi *white noise* ini meliputi uji independensi *residual* dan uji kenormalan *residual*.

a. Uji Independensi *Residual*

Uji independensi *residual* diuji dengan menggunakan uji Ljung-Box dengan statistik uji yang dirumuskan sebagai berikut:

$$Q^* = T(T+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{T-K} \tag{7}$$

dengan k adalah lag, K adalah jumlah lag yang diuji dan $\hat{\rho}_k$ adalah otokorelasi *residual lag ke-k*.

Kriteria keputusan:

H₀ ditolak jika $Q^* > \chi_{\alpha,db}^2$ dengan derajat bebas (db) = $K - T_p$, dengan K adalah lag maksimum yang diuji dan T_p adalah banyaknya parameter. Jika digunakan nilai *p-value*, maka H₀ ditolak jika nilai *p-value* < α .

(Wei, 2006)

b. Uji Kenormalan *Residual*

Uji kenormalan *residual* diuji dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Statistik uji Kolmogorov-Smirnov dirumuskan sebagai berikut:

$$KS = Sup |F_0(X) - S_T(Z)| \tag{8}$$

di mana $X = \frac{Z_t - \bar{Z}}{s}$

dengan $F_0(X)$ adalah fungsi distribusi frekuensi kumulatif dari X dan $S_T(Z)$ adalah fungsi distribusi frekuensi kumulatif dari T observasi. Kriteria keputusan:

H₀ ditolak jika $KS > K_{(1-\alpha,T)}$ dengan $K_{(1-\alpha)}$ adalah nilai tabel Kolmogorov-Smirnov pada kuantil $(1-\alpha)$ dan T adalah banyaknya data. Jika digunakan nilai *p-value*, maka H₀ ditolak jika nilai *p-value* < α .

Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik pada penelitian ini didasarkan pada dua kriteria, yakni kriteria *in-sample* yang didasarkan pada nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) dan kriteria *out-sample* yang didasarkan pada nilai *Mean Square Error* (MSE).

1. *Akaike's Information Criterion* (AIC)

Kriteria AIC dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$AIC = T \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2T_p \tag{9}$$

dengan T adalah jumlah data, T_p adalah jumlah parameter dan $\hat{\sigma}_a^2$ adalah nilai taksiran *maximum likelihood* variansi *error*. Semakin kecil nilai AIC yang diperoleh berarti semakin baik model yang digunakan.

(Wei, 2006)

2. *Mean Square Error* (MSE)

Kriteria MSE dirumuskan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{a}_t^2 \tag{10}$$

dengan \hat{a}_t adalah jumlah *residual*. Semakin kecil nilai MSE berarti nilai taksiran semakin mendekati nilai sebenarnya, atau model yang dipilih adalah model terbaik.

(Aswi dan Sukarna, 2006)

Inflasi

Inflasi adalah kecenderungan meningkatnya harga umum secara terus menerus sepanjang

waktu. Inflasi dapat dikelompokkan dalam beberapa golongan sebagai berikut:

1. Inflasi ringan (di bawah 10% setahun).
2. Inflasi sedang (antara 10%-30% setahun).
3. Inflasi berat (antara 30%-100% setahun).
4. Hiperinflasi (di atas 100%).

(Latumaerissa, 2011)

Metode Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data inflasi bulanan Indonesia periode Januari 2008 sampai Desember 2017 yang diperoleh dari website remisi Bank Indonesia *www.bi.go.id*. Data dibagi kedalam *in-sample* dan *out-sample* dengan proporsi 90:10, dimana data *in-sample* berjumlah 108 data dan data *out-sample* berjumlah 12 data. Data *in-sample* diugunakan untuk pemodelan, sedangkan data *out-sample* digunakan untuk validasi model. Teknik analisis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah model SARFIMA.

Hasil Penelitian dan Pembahasan

1. Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif yang digunakan dalam penelitian ini mencakup nilai rata-rata, variansi, deviasi standar, nilai maksimum dan minimum dari data runtun waktu dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Statistika Deskriptif dari Data Inflasi Indonesia

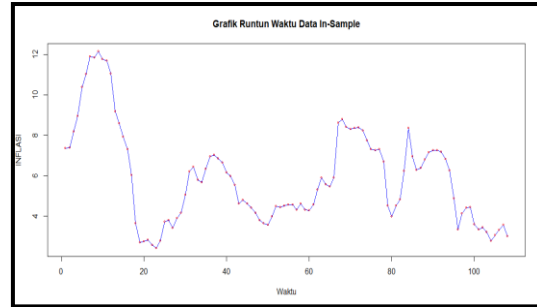
Variabel Penelitian	Ukuran Data
Rata-rata (%)	5,71
Variansi (%)	5,44
Deviasi Standar (%)	2,33
Maksimum (%)	12,14
Minimum (%)	2,41

Tabel 3 menunjukkan bahwa data inflasi Indonesia periode Januari 2008 sampai Desember 2017 berjumlah 120 data, dimana data inflasi selama 8 tahun tersebut memiliki nilai rata-rata inflasi sebesar 5,71%, nilai variansi inflasi sebesar 5,44% dan standar deviasi sebesar 2,33%. Sementara inflasi tertinggi yaitu sebesar 12,14% terjadi pada bulan September 2008 dan inflasi terendah yaitu sebesar 2,41% terjadi pada bulan November 2009.

2. Membuat Grafik Runtun Waktu

Langkah awal dalam melakukan identifikasi model adalah membuat grafik runtun waktu untuk memeriksa kestasioneran data dalam variansi. Adapun hasil grafik runtun waktu dapat dilihat pada Gambar 1.

Gambar 1 menunjukkan bahwa data *in-sample* belum stasioner dalam variansi dan rata-rata karena pola data mengalami fluktuasi yang tidak stabil. Sebelum mengatasi ketidakstasioneran data dalam variansi dan rata-rata, dilakukan pengecekan sifat jangka panjang terlebih dahulu pada data.



Gambar 1. Grafik runtun waktu data *in-sample*

3. Identifikasi Sifat Jangka Panjang

Berdasarkan metode statistik (R/S), nilai *H* yang diperoleh adalah sebesar 0,971. Jika nilai *H* yang diperoleh berada pada interval $0,5 < H < 1$ maka dapat disimpulkan bahwa data runtun waktu tersebut memiliki sifat jangka panjang.

4. Identifikasi Stasioneritas dalam Variansi

Gambar 2 pada tahap sebelumnya menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam variansi, sehingga dilakukan identifikasi menggunakan transformasi Box-Cox. Transformasi Box-Cox menghasilkan nilai λ sebesar -0,032 yang menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam variansi. Selanjutnya untuk menstasionerkan data dalam variansi perlu dilakukan transformasi pangkat sebesar -0,032 pada data. Setelah dilakukan transformasi pangkat diperoleh nilai λ sebesar 1,074 atau telah mendekati 1, sehingga dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner dalam variansi.

5. Identifikasi Stasioneritas dalam Rata-rata

Identifikasi kestasioneran data dalam rata-rata dilakukan dengan melihat nilai parameter berbeda (*d*) yang diperoleh dengan menggunakan metode GPH, dimana data yang digunakan untuk menaksir nilai *d* adalah data hasil transformasi. Nilai *d* yang diperoleh adalah sebesar 0,687. Jika nilai $|d| = 0,687 \geq 0,05$, maka dapat dikatakan bahwa data memiliki sifat jangka panjang dan tidak stasioner dalam rata-rata. Selanjutnya untuk menstasionerkan data dalam rata-rata perlu dilakukan pembedaan sebesar nilai $d = 0,687$. Cara memastikan bahwa data hasil pembedaan telah stasioner dalam rata-rata dapat diperiksa dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil pengujian ADF dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Uji ADF

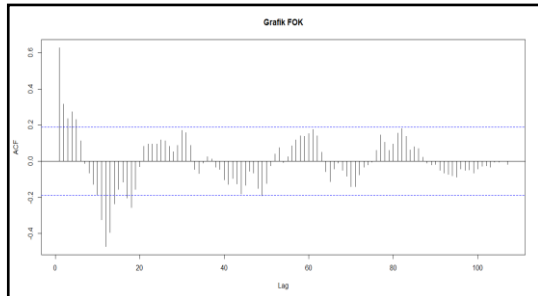
τ	τ Kritis MacKinnonn	<i>P-value</i>
3,12	2,89	0,01

Tabel 4 menunjukkan bahwa nilai $|\tau|$ lebih besar dari nilai τ Kritis MacKinnonn dan nilai *P-value*

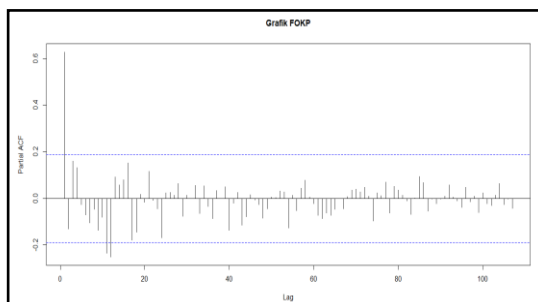
lebih besar dari 0,05, sehingga dapat disimpulkan bahwa data hasil pembedaan telah stasioner dalam rata-rata.

6. Identifikasi Orde Model

Identifikasi orde model dapat dilihat melalui grafik nilai-nilai FOK dan FOKP pada Gambar 2.



(a)



(b)

Gambar 2. Grafik nilai FOK (a) dan Grafik nilai FOKP (b) dari data transformasi dan pembedaan

Gambar 2 menunjukkan bahwa pada grafik FOK dan FOKP terjadi *cut off*, sehingga model yang terbentuk adalah model $AR(p)$ dan model $MA(q)$. Gambar 3 (a) menunjukkan bahwa grafik FOK terjadi *cut off* setelah lag 5 sehingga orde MA yang didapatkan adalah $q = 1,2,3,4$ dan 5 dan Gambar 3 (b) menunjukkan bahwa grafik FOKP terjadi *cut off* setelah lag 1 sehingga orde AR yang didapatkan adalah $p = 1$. Selain itu, dapat dilihat pula bahwa grafik FOK dan FOKP menunjukkan pola musiman 12, dimana keduanya sama-sama terjadi *cut off* setelah lag 12 sehingga model yang terbentuk adalah model $AR(P)^S$ dan model $MA(Q)^S$ dengan nilai orde pembeda musiman (D) bernilai 0 dan nilai P, Q, S masing-masing bernilai 1, 1 dan 12. Data sebelumnya telah dilakukan pembedaan sebesar 0,687 sehingga orde d bernilai 0,687. Berikut kombinasi model SARFIMA sementara yang diperoleh:

1. SARFIMA (1, d, 0)(1, 0, 0)
2. SARFIMA (0, d, 1)(1, 0, 0)
3. SARFIMA (0, d, 2)(1, 0, 0)
4. SARFIMA (0, d, 3)(1, 0, 0)
5. SARFIMA (0, d, 4)(1, 0, 0)
6. SARFIMA (0, d, 5)(1, 0, 0)
12. SARFIMA (1, d, 0)(0, 0, 1)
13. SARFIMA (0, d, 1)(0, 0, 1)
14. SARFIMA (0, d, 2)(0, 0, 1)
15. SARFIMA (0, d, 3)(0, 0, 1)
16. SARFIMA (0, d, 4)(0, 0, 1)
17. SARFIMA (0, d, 5)(0, 0, 1)

7. SARFIMA (1, d, 1)(1, 0, 0)
8. SARFIMA (1, d, 2)(1, 0, 0)
9. SARFIMA (1, d, 3)(1, 0, 0)
10. SARFIMA (1, d, 4)(1, 0, 0)
11. SARFIMA (1, d, 5)(1, 0, 0)
18. SARFIMA (1, d, 1)(0, 0, 1)
19. SARFIMA (1, d, 2)(0, 0, 1)
20. SARFIMA (1, d, 3)(0, 0, 1)
21. SARFIMA (1, d, 4)(0, 0, 1)
22. SARFIMA (1, d, 5)(0, 0, 1)

7. Penaksiran dan Pengujian Signifikansi Parameter Model

Penaksiran dan pengujian parameter menghasilkan model-model dengan parameter yang signifikan sebagai berikut

1. SARFIMA (1, d, 0)(1, 0, 0)
2. SARFIMA (0, d, 1)(1, 0, 0)
3. SARFIMA (0, d, 2)(1, 0, 0)
4. SARFIMA (1, d, 1)(1, 0, 0)
5. SARFIMA (1, d, 0)(0, 0, 1)
6. SARFIMA (0, d, 1)(0, 0, 1)
7. SARFIMA (0, d, 2)(0, 0, 1)
8. SARFIMA (1, d, 1)(0, 0, 1)

8. Uji Asumsi White Noise

Hasil pengujian asumsi *white noise* yang meliputi uji independensi *residual* dan uji kenormalan residual dapat disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Asumsi *White Noise*

Model	White Noise	
	Independensi Residual	Kenormalan Residual
SARFIMA (1, d, 0) (1, 0, 0) ¹²	Tidak memenuhi	Tidak memenuhi
SARFIMA (0, d, 1) (1, 0, 0) ¹²	Tidak memenuhi	Tidak memenuhi
SARFIMA (0, d, 2) (1, 0, 0) ¹²	Memenuhi	Memenuhi
SARFIMA (1, d, 1) (1, 0, 0) ¹²	Memenuhi	Memenuhi
SARFIMA (1, d, 0) (0, 0, 1) ¹²	Tidak memenuhi	Tidak memenuhi
SARFIMA (0, d, 1) (0, 0, 1) ¹²	Tidak memenuhi	Tidak memenuhi
SARFIMA (0, d, 2) (0, 0, 1) ¹²	Memenuhi	Memenuhi
SARFIMA (1, d, 1) (0, 0, 1) ¹²	Memenuhi	Memenuhi

Hasil pengujian pada Tabel 5 diperoleh model yang memenuhi asumsi *white noise*, yaitu model SARFIMA (0, d, 2)(1, 0, 0); SARFIMA (1, d, 1)(1, 0, 0); SARFIMA (0, d, 2)(0, 0, 1); SARFIMA (1, d, 1)(0, 0, 1).

9. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik didasarkan pada kriteria *in-sample* dan *out-sample* yang dapat dilihat pada Tabel 6. Tabel 6 menunjukkan bahwa model SARFIMA terbaik berdasarkan kriteria *in-sample* adalah model SARFIMA (0, d, 2) (0, 0, 1)¹² Selain itu, Tabel 6 juga menunjukkan bahwa keempat model memiliki nilai MSE yang mendekati nol, artinya berdasarkan kriteria *out-sample* keempat model layak digunakan untuk peramalan. Namun untuk memutuskan model mana yang terbaik dalam penelitian ini, peneliti menggunakan pertimbangan kriteria *in-sample*

yakni dengan melihat nilai AIC terkecil dari keempat model. Hasil pertimbangan tersebut dapat diputuskan bahwa model yang terbaik adalah model SARFIMA (0, d, 2) (0, 0, 1)¹² dengan $d = 0,687$.

Tabel 6. Kriteria Model Terbaik

Model	AIC (in-sample)	MSE (out-sample)
SARFIMA (0, d, 2) (1, 0, 0) ¹²	-914,3362	0,289
SARFIMA (1, d, 1) (1, 0, 0) ¹²	-913,7397	0,622
SARFIMA (0, d, 2) (0, 0, 1) ¹²	-920,5353	0,545
SARFIMA (1, d, 1) (0, 0, 1) ¹²	-920,1678	0,610

10. Peramalan Inflasi Tahun 2018

Model yang digunakan untuk meramalkan inflasi tahun 2018 adaah model SARFIMA (0, d, 2) (1, 0, 0)¹² dengan $d = 0,687$, dimana persamaan modelnya dapat ditulis menjadi:

$$Z_t = 0,687Z_{t-1} + 0,108Z_{t-2} + \dots + 0,001Z_{t-39} - (0,7811)a_{t-1} - (0,2677)a_{t-2} - (-0,7108)a_{t-12} + \theta_1\theta_1 a_{t-13} + \theta_2\theta_1 a_{t-14} + a_t \quad (11)$$

Hasil peramalan inflasi tahun 2018 dengan model SARFIMA (0, d, 2) (0, 0, 1)¹² dapat dilihat pada Tabel 7.

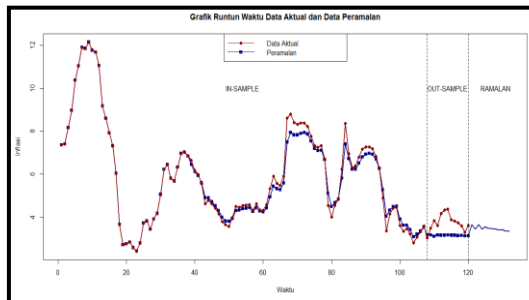
Tabel 7. Hasil Peramalan Inflasi Tahun 2018

t	Bulan	Inflasi
121	Januari	3,65%
122	Februari	3,44%
123	Maret	3,65%
124	April	3,43%
125	Mei	3,54%
126	Juni	3,46%
127	Juli	3,45%
128	Agustus	3,44%
129	September	3,39%
130	Oktober	3,41%
131	November	3,33%
132	Desember	3,36%

Selanjutnya grafik data aktual dan peramalan inflasi untuk in-sample, out-sample serta hasil ramalan inflasi di Indonesia tahun 2018 dapat dilihat pada Gambar 3.

Gambar 3 menunjukkan bahwa grafik data untuk data in-sample, nilai ramalannya mengikuti pola data aktual pada periode waktu yang sama, sedangkan untuk data out-sample, nilai ramalannya tidak mendekati data aktual. Selanjutnya untuk hasil peramalan inflasi di Indonesia tahun 2018 yaitu dari bulan Januari

sampai Desember tahun 2018 menunjukkan nilai-nilai yang fluktuatif setiap bulannya dengan nilai inflasi berada pada interval 3,30% - 3,65%.



Gambar 3. Grafik runtun waktu untuk data aktual dan data peramalan

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan, dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Model SARFIMA terbaik yang diperoleh dari data inflasi bulanan di Indonesia adalah model SARFIMA (0, d, 2) (0, 0, 1)¹² dengan $d = 0,687$. Persamaan model tersebut dapat ditulis menjadi : $(1 - B)^{0,687} Z_t = (1 - 0,7811B - 0,2677B^2)(1 + 0,7108B^{12})a_t$
2. Hasil peramalan inflasi di Indonesia Tahun 2018 yaitu dari bulan Januari sampai Desember tahun 2018 menunjukkan nilai yang fluktuatif setiap bulannya dengan nilai inflasi berada pada interval 3,30% - 3,65%.

Daftar Pustaka

Aswi dan Sukarna. (2006). *Analisis Deret Waktu*. Makassar: Andira.

Beran, J. (1994). *Statistics for Long Memory Processes*. New York: Chapman and Hall/CRC

Hosking, J.R.M. (2010). *Fractional Differencing*. *Biometrika*, vol.68, no.1, 165-176.

Hurst, H.E. (1951). *Long-Term Storage of Reservations. An Experimental Study Tansaction of the American Society of Civil Engineers*, vol.116, no.11, 770-808.

Latuamerissa. (2011). *Bank dan Lembaga Keuangan Lain*. Jakarta: Salemba Empat.

Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGree, V.E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Binarupa Aksara.

Salamah, M., Suhartono dan Wulandari, S.P. (2003). *Analisis Time Series*. Surabaya: ITS.

Suhartono. (2008). *Analisis Data Statistik dengan R*. Surabaya: ITS.

Wei, W.S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods (2nd Edition)*. New York: Addison Wesley Publishing Company.