

## **Model Hybrid SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) - ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) pada Data Inflasi Indonesia Tahun 2003-2018**

Hybrid Model SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) – ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) on Indonesian Inflation Data 2003-2018

<sup>1</sup>Nida Fauziyah, <sup>2</sup>Anneke Iswani Achmad

<sup>1,2</sup>Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Jl. Tamansari No.1 Bandung 40116

email: <sup>1</sup>nidafauzi26@gmail.com, <sup>2</sup>Annekeiswani11@gmail.com

**Abstract.** Inflation is a sustained increase in the general price level of goods and services in an economy over a period of time. Inflation data measured by the inflation rate. Inflation rate needs to be stable, one way to monitor inflation is forecasting. Basically, forecasting using the SARIMA Box-Jenkins model has given quite good results but still produces a large error value. To improve the accuracy of forecasting models, a hybrid method is carried out by combining two methods with the condition that both methods consist of linear and nonlinear components. In case of inflation data analysis, the SARIMA Box-Jenkins method is hybridized by the ANFIS method. Based on the analysis of Indonesian inflation data from 2003-2018, the SARIMA model (2,1,0) (0,0,1)<sup>12</sup> produces 8,622045% MAPE value. Because the residual of the model is nonlinear, a SARIMA-ANFIS hybrid is carried out so that from the model obtained a MAPE value of 6,270892%. Thus, it is known that the SARIMA-ANFIS hybrid model is a better model than the SARIMA (2,1,0) (0,0,1)<sup>12</sup> model for forecasting inflation data because it produces a smaller MAPE value.

**Keywords:** SARIMA, Box-Jenkins, ANFIS, Hybrid SARIMA-ANFIS, Inflation, MAPE.

**Abstrak.** Inflasi merupakan kenaikan harga secara umum dan terus menerus dalam suatu waktu. Data inflasi disajikan dalam bentuk laju inflasi. Laju inflasi perlu dipantau agar selalu stabil, sehingga untuk memantau laju inflasi salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan melakukan peramalan. Pada dasarnya, model peramalan SARIMA Box-Jenkins telah memberikan hasil yang cukup baik namun masih menghasilkan nilai eror yang cukup besar. Dalam upaya untuk meningkatkan akurasi model peramalan, dilakukan suatu metode *hybrid* yaitu dengan menggabungkan dua metode dengan syarat bahwa kedua metode terdiri dari komponen linear dan nonlinear. Pada kasus analisis data inflasi, metode SARIMA Box-Jenkins di *hybrid* dengan metode ANFIS. Berdasarkan hasil analisis pada data inflasi Indonesia tahun 2003-2018, model SARIMA (2,1,0)(0,0,1)<sup>12</sup> menghasilkan nilai MAPE sebesar 8,622045%. Karena residu model tersebut nonlinear, maka dilakukan *hybrid* SARIMA-ANFIS sehingga dari model tersebut didapatkan nilai MAPE sebesar 6,270892%. Dengan demikian, diketahui bahwa model *hybrid* SARIMA-ANFIS merupakan model yang lebih baik daripada model SARIMA(2,1,0)(0,0,1)<sup>12</sup> untuk peramalan data inflasi karena menghasilkan nilai MAPE lebih kecil.

**Kata Kunci:** SARIMA, Box-Jenkins, ANFIS, Hybrid SARIMA-ANFIS, Inflasi, MAPE.

### **A. Pendahuluan**

Menurut Suseno dan Aisyah dalam Seri Kebanksetralan (2009), inflasi dapat diartikan sebagai kenaikan harga secara umum dan terus-menerus dalam jangka waktu tertentu. Biasanya, informasi mengenai inflasi disajikan dalam bentuk laju inflasi yang menyajikan informasi tentang persentase perkembangan dari inflasi. Laju inflasi yang tinggi dapat berakibat negatif terhadap suatu perekonomian secara keseluruhan. Karena

pengaruhnya yang besar dan luas, laju inflasi perlu dikendalikan. Oleh karenanya, peramalan laju inflasi akan sangat berguna untuk prediksi dan dapat dijadikan acuan oleh pemerintah untuk mempersiapkan langkah dan kebijakan yang tepat untuk mengendalikan laju inflasi di masa yang akan datang.

Salah satu metode peramalan yang telah banyak digunakan adalah peramalan model ARIMA dengan metode *Box-Jenkins*. Model ARIMA cukup fleksibel karena dapat mewakili

beberapa jenis deret waktu. Kekurangan model ini adalah asumsi bentuk linear model. Artinya, struktur korelasi linear diasumsikan diantara nilai-nilai deret waktu dan oleh karena itu, tidak ada pola nonlinear yang dapat ditangkap oleh model ARIMA (Zhang, 2003).

Peramalan juga dapat dilakukan dengan menggunakan model jaringan syaraf tiruan, salah satunya adalah ANFIS yang dicetuskan oleh Jang (1993). Menurut Saputra (2012), ANFIS adalah penggabungan mekanisme sistem inferensi *fuzzy* yang digambarkan dalam arsitektur jaringan syaraf tiruan. Metode ini tidak memerlukan pemenuhan asumsi seperti pada metode ARIMA.

Zhang (2003), dalam penelitiannya mengusulkan pendekatan *hybrid* untuk peramalan deret waktu. Metode *hybrid* dengan menggabungkan model ARIMA dan jaringan syaraf tiruan diusulkan untuk mengambil keuntungan dari kekuatan unik model ARIMA dan jaringan syaraf tiruan dalam pemodelan linear dan nonlinear. Dengan digabungkannya dua metode ini, diharapkan dapat menjadi cara yang efektif dalam meningkatkan akurasi peramalan dibandingkan hanya dengan menerapkan satu metode saja.

Dalam penelitian ini, akan diterapkan model *hybrid* SARIMA-ANFIS pada data inflasi Indonesia yang kemudian dibandingkan dengan model peramalan SARIMA untuk melihat model dengan akurasi terbaik berdasarkan prediksi peramalannya dengan menggunakan MAPE. Selanjutnya, tujuan dalam penelitian ini diuraikan dalam pokok-pokok sbb.

1. Untuk mendapatkan model SARIMA untuk data inflasi Indonesia bulan Januari 2003 sampai bulan November 2018.
2. Untuk memperoleh model ANFIS untuk komponen residu/eror yang nonlinear dari hasil pemodelan SARIMA untuk data inflasi

Indonesia bulan Januari 2003 sampai bulan November 2018.

3. Untuk mengetahui pemodelan *hybrid* SARIMA-ANFIS untuk data inflasi Indonesia bulan Januari 2003 sampai bulan November 2018.
4. Untuk mengetahui perbandingan hasil model peramalan SARIMA dengan *hybrid* SARIMA-ANFIS pada data inflasi Indonesia bulan Januari 2003 sampai bulan November 2018.

## B. Landasan Teori

### 1. Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu merupakan salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilitas keadaan yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan. Dasar pemikiran deret waktu adalah pengamatan sekarang ( $X_t$ ) yang dipengaruhi oleh satu atau beberapa pengamatan sebelumnya ( $X_{t-k}$ ) dimana  $t$  adalah indeks waktu dari urutan pengamatan. (Makridakis, dkk, 1999).

### Membagi Data

Sebelum melakukan analisis, data terlebih dahulu dibagi kedalam data *training* untuk membangun model, dan data *testing* untuk validasi model. Panjang data *training* ditentukan dengan menghitung nilai dari koefisien *Hurst* dengan persamaan:

$$H = \log\left(\frac{R_{\max} - R_{\min}}{S_d}\right) / \log\left(\frac{n}{2}\right) \quad (1)$$

Ketika koefisien *Hurst*  $H > 0,5$ , artinya panjang data *training* sudah cukup dan sisanya ditetapkan sebagai data *testing*.

### Stasioneritas

Salah satu syarat yang harus dipenuhi sebelum memodelkan data *time series* adalah data harus stasioner. Ide dasar dari stasioneritas adalah bahwa hukum probabilitas mengharuskan proses tidak berubah sepanjang waktu. Data yang stasioner

adalah data yang bergerak horizontal di sekitar nilai rata-rata yang konstan dan tidak dipengaruhi oleh waktu dan ragam dari fluktuasi itu sendiri. Sehingga dapat dikatakan bahwa proses dalam kesetimbangan statistik (Cryer & Chan, 2008).

Pada dasarnya, peramalan mengharuskan data yang stasioner dalam varians dan rata-rata. Data dikatakan tidak stasioner dalam varians jika data tersebar membangun plot melebar atau menyempit atau membentuk pola terompet. Untuk mengetahui apakah data stasioner dalam varians dapat dilakukan dengan melakukan uji *Jarque-Berra* dengan hipotesis:

$H_0$ : data stasioner dalam varians.

$H_1$ : data tidak stasioner dalam varians.

Statistik uji yang digunakan:

$$JB = \frac{n}{6} \left( S_{kew}^2 + \frac{(K_{ur} - 3)^2}{4} \right) \quad (2)$$

Kriteria uji: dengan menggunakan  $\alpha = 5\%$ , maka tolak  $H_0$  jika  $JB > \chi^2_{(\alpha,2)}$ .

Untuk mengatasi ketidakstasioneran dalam varians, dapat dilakukan dengan melakukan transformasi stabilitas varians dengan transformasi kuasa *Box-Cox* dengan persamaan:

$$T(X_t) = \frac{X_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (3)$$

Tabel dibawah adalah beberapa nilai  $\lambda$  dengan transformasinya.

**Tabel 1.** Hubungan Nilai dengan Kesetaraan Transformasi Stabilitas Varians

Nilai $\lambda$	Transformasi
-1.0	$\frac{1}{X_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{X_t}}$
0.0	$\log(X_t)$ atau $\ln(X_t)$
0.5	$\sqrt{X_t}$
1.0	$X_t$ (tidak ada transformasi)

Data yang tidak stasioner dalam rata-rata adalah jika trend tidak datar (tidak sejajar sumbu waktu). Untuk

mengetahuinya dilakukan dengan melakukan uji ADF dengan hipotesis:

$H_0 : \delta = 0$  (data tidak stasioner)

$H_1 : \delta < 0$  (data stasioner)

Statistik uji yang digunakan:

$$\tau = \frac{\hat{\delta}}{se\hat{\delta}} \quad (4)$$

Kriteria keputusan: Tolak  $H_0$  jika probabilitas hasil perhitungan lebih kecil dari nilai  $\alpha$ .

Untuk mengatasi ketidakstasioneran dalam rata-rata dilakukan dengan melakukan *differencing* dengan persamaan:

$$\Delta X_t = X_t - BX_t = (1 - B)X_t \quad (5)$$

## 2. Metode *Box-Jenkins*

Proses peramalan dengan metode ini dikenalkan dan dikembangkan oleh G. E. P. Box dan G. M. Jenkins pada tahun 1960-an. Tiga tahapan yang harus dilakukan dalam model ARIMA adalah:

### Identifikasi Model

Model SARIMA merupakan model ARIMA dimana datanya dipisahkan oleh satu musim tertentu sehingga dapat memperlihatkan sifat-sifat yang sama (Makridakis, 1999: 394). Model dari proses SARIMA dengan orde  $(p,d,q)(P,D,Q)^S$  adalah sebagai berikut:

$$\Phi_p(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^p X_t = \theta_q(B)\Theta_q(B^S)e_t \quad (6)$$

dimana orde-orde modelnya diperkirakan berdasarkan plot ACF dan PACF dari data yang telah stasioner dalam rata-rata dan varians.

### Estimasi Parameter

Setelah berhasil menetapkan model tentatif, dilakukan pendugaan terhadap parameter-parameter modelnya. Parameter-parameter tersebut kemudian di uji keberartiannya dengan hipotesis:

$H_0$ : Parameter SARIMA tidak signifikan dalam model.

$H_1$  : Parameter SARIMA signifikan dalam model.

Taraf signifikan  $\alpha = 5\%$

Statistik uji :

$$t = \frac{Parameter}{SE(Parameter)} \tag{7}$$

Kriteria keputusan: tolak  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, df}$ , dengan derajat bebas  $df = n$

$- 1$ ,  $n$  adalah banyaknya data.

**Diagnostik Model**

Model yang telah didapatkan di uji diagnostik dengan uji *Ljung-Box* dengan hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ , (tidak terdapat autokorelasi residual)

$H_1$  : minimal terdapat satu  $\rho_k \neq 0$ , (terdapat autokorelasi residual)

Statistik uji:

$$LB = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \frac{r_k^2}{n - k} \tag{8}$$

Jika  $LB < \chi^2_{(\alpha; K-p-q)}$  atau  $p - value > \alpha$  maka  $H_0$  diterima, artinya residual independen.

Selain itu, residu dari model diuji kelinearannya dengan melihat periodogram kumulatifnya dimana ketika titik-titik garis nilai  $C_p$  membentuk garis yang hampir linear mengikuti garis yang terbentuk melalui titik (0,0) dan (0.5,1), artinya residunya tidak linear.

**Pemilihan Model Terbaik**

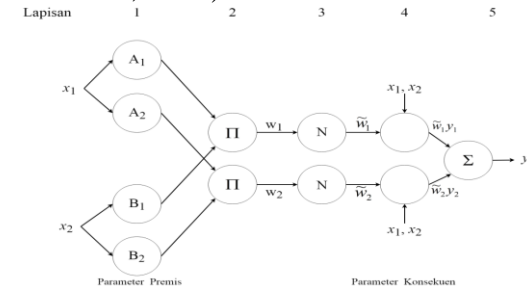
Untuk memilih model terbaik, digunakan nilai *Akaike's information criterion* (AIC) dengan persamaan:

$$AIC = \ln \left( \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n} \right) + \frac{2b}{n} \tag{9}$$

dimana model terbaik adalah model dengan nilai AIC minimum.

**3. ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System)**

ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) adalah metode jaringan syaraf yang fungsinya sama dengan sistem inferensi *fuzzy*. Pada ANFIS, proses belajar pada jaringan *neural* dengan sejumlah pasangan data berguna untuk memperbaharui parameter-parameter sistem inferensi *fuzzy*. Jaringan ANFIS yang ditunjukkan pada Gambar 1 terdiri dari 5 lapisan sebagai berikut (Jang, Sun & Mizutani, 1997).



**Gambar 1.** Arsitektur Jaringan ANFIS

misalkan input terdiri atas  $x_1$  dan  $x_2$  dan sebuah output  $y$  dengan aturan model Sugeno orde 1. Sehingga, model Sugeno orde satu dengan dua aturan *fuzzy if-then* adalah sebagai berikut:

Aturan 1:

$$\underbrace{\text{if } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } B_1}_{\text{Premis}} \text{ then } \underbrace{y_1 = p_1^* x_1 + q_1^* x_2 + r_1^*}_{\text{Konsekuensi}}$$

Aturan 2:

$$\underbrace{\text{if } x_1 \text{ is } A_2 \text{ and } x_2 \text{ is } B_2}_{\text{Premis}} \text{ then } \underbrace{y_2 = p_2^* x_1 + q_2^* x_2 + r_2^*}_{\text{Konsekuensi}}$$

dengan  $A_i$  dan  $B_i$  adalah nilai-nilai keanggotaan, sedangkan  $p_i^*$ ,  $q_i^*$ , dan  $r_i^*$  adalah parameter konsekuensi.

Lapisan 1 merupakan lapisan *fuzzifikasi*. Output dari tiap *neuron* berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan input. Misalkan fungsi keanggotaan *Gaussian* diberikan sebagai.

$$\mu^*(x) = e^{-\left(\frac{x-c}{a}\right)^2} \quad (10)$$

Dengan  $x$  adalah input, dan  $\{c$  dan  $a\}$  adalah parameter premis.

Lapisan 2 merupakan hasil kali dari semua masukan, sebagai berikut.

$$w_i = \mu^*_{A_i} \cdot \mu^*_{B_i} \quad (11)$$

Hasil perhitungan ini disebut *firing strength* dari sebuah aturan. Tiap *neuron* merepresentasikan aturan ke- $i$ .

Lapisan 3, merupakan hasil perhitungan rasio dari *firing strength* ke- $i$  ( $w_i$ ) terhadap jumlah dari keseluruhan *firing strength* pada lapisan kedua, sebagai berikut:

$$\tilde{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1,2. \quad (12)$$

Hasil perhitungan ini disebut *normalized firing strength*.

Lapisan 4 berupa *neuron* yang merupakan *neuron* adaptif terhadap suatu output, sebagai berikut.

$$\tilde{w}_i y_i = \tilde{w}_i (p_i^* x_1 + q_i^* x_2 + r_i^*) \quad (13)$$

dengan  $\tilde{w}_i$  adalah *normalized firing strength* pada lapisan ketiga dan  $p_i^*$ ,  $q_i^*$ , dan  $r_i^*$  adalah parameter-parameter pada *neuron* tersebut. Parameter-parameter ini biasa disebut parameter konsekuen.

Lapisan 5 merupakan hasil penjumlahan seluruh output dari lapisan keempat, sebagai berikut.

$$\sum_i \tilde{w}_i y_i = \frac{\sum_i w_i y_i}{\sum_i w_i} \quad (14)$$

Pada saat parameter premis ditemukan, output keseluruhan akan merupakan kombinasi linear dari parameter konsekuen. Algoritma hibrida akan mengatur parameter-parameter konsekuen secara maju (*forward*) dan akan mengatur parameter-parameter premis  $a$  dan  $c$  secara mundur (*backward*). Prosedur pembelajaran *Hybrid* metode ANFIS dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Prosedur Pembelajaran *Hybrid* Metode ANFIS

	Arah Maju	Arah Mundur
Parameter Premis	Tetap	Gradient Descent
Parameter Konsekuen	Least-Square Estimator	Tetap
Sinyal	Keluaran Neuron	Sinyal Error

#### 4. Model *Hybrid* SARIMA-ANFIS

Model *hybrid* adalah suatu metode kombinasi dari satu atau lebih model dalam fungsi suatu sistem. Menurut Zhang (2003), secara umum kombinasi model deret waktu yang memiliki struktur linear dan nonlinear dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z_t = X_t + y_t \quad (15)$$

dimana  $X_t$  menunjukkan komponen linear dan  $y_t$  menunjukkan komponen nonlinear. Model SARIMA digunakan untuk menyelesaikan kasus yang linear, dimana residual yang linear masih mengandung informasi hubungan nonlinear. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$e_t = Z_t - \hat{X}_t \quad (16)$$

dimana  $\hat{X}_t$  adalah nilai *forecast* pada waktu  $t$  dan  $Z_t$  adalah data awal waktu ke- $t$ . Langkah selanjutnya adalah memodelkan residual dari model SARIMA menggunakan ANFIS. Hasil ramalan dari metode ANFIS kemudian dikombinasikan dengan hasil ramalan metode SARIMA. Sehingga, hasil ramalan keseluruhan yang diperoleh adalah sebagai berikut:

$$\hat{Z}_t = \hat{X}_t + \hat{y}_t \quad (17)$$

#### 5. Input untuk Model *Hybrid* SARIMA-ANFIS

Dalam Moeeni dan Bonakdari (2017), diusulkan kombinasi input yang disajikan dalam Tabel 3 sebagai berikut

**Tabel 3.** Input untuk Model ANFIS

Model	Input
1	$e_{t-1}$
2	$e_{t-1}, e_{t-2}$
3	$e_{t-1}, e_{t-12}$
4	$e_{t-1}, e_{t-6}$
5	$e_{t-1}, e_{t-6}, e_{t-12}$
6	$e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-12}$
7	$e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-6}$
8	$e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-3}$
9	$e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-6}, e_{t-12}$
10	$e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-3}, e_{t-12}$
11	$e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-3}, e_{t-6}$
12	$e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-3}, e_{t-6}, e_{t-12}$
13	$e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-3}, e_{t-12}, e_{t-24}$
14	$e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-3}, e_{t-6}, e_{t-12}, e_{t-24}$

**6. Ukuran Akurasi Peramalan**

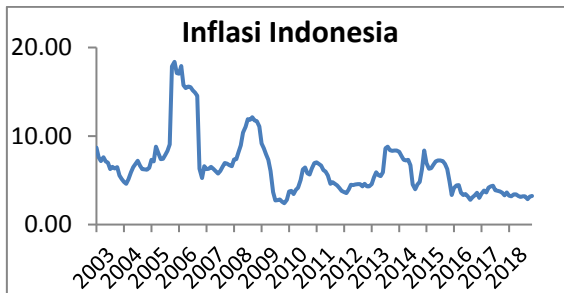
Salah satu ukuran yang digunakan untuk mengukur ketepatan adalah MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), dengan persamaan:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right|}{n} \times 100 \quad (18)$$

Dimana model terbaik adalah model yang mempunyai nilai MAPE terkecil.

**C. Hasil Penelitian dan Pembahasan**

Data penelitian merupakan data inflasi Indonesia selama periode bulan Januari 2003 sampai dengan bulan November 2018 yaitu sebanyak 191 pengamatan. Data tersebut kemudian di plotkan sehingga didapatkan plot data deret waktu untuk data inflasi sebagai berikut

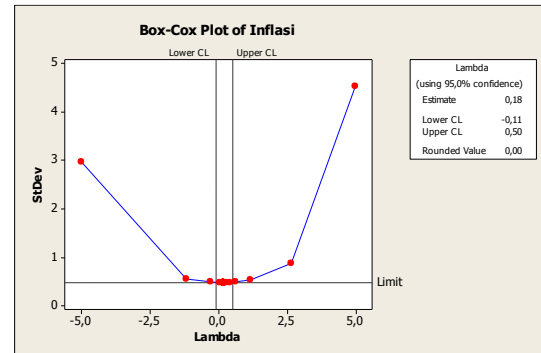


**Gambar 2.** Plot Data Tingkat Inflasi Periode Bulan Januari 2003 – November 2018

Berdasarkan teori yang sudah dibahas pada sebelumnya, terlihat bahwa plot data inflasi Indonesia menunjukkan adanya indikasi ketidakstasioneran baik dalam varians maupun rata-rata.

Model akan di bangun dengan menggunakan 180 data yaitu data inflasi periode Januari 2003 sampai Desember 2017. Berdasarkan hasil output software R, didapatkan nilai koefisien *Hurst* sebesar 0,8791632 yang artinya 180 data *training* sudah cukup untuk membangun model, dan sisa 11 data akan digunakan sebagai data *testing*.

Kemudian, dilakukan uji stasioneritas pada varians dengan menggunakan uji *Jarque-Berra* dengan  $\alpha = 5\%$ , maka nilai  $\chi^2_{(0,05;2)} = 5,991$ . Dari hasil output software R, didapatkan nilai statistik uji *JB* sebesar  $150,0986 > \chi^2_{(0,05;2)} = 5,991$ . Maka  $H_0$  ditolak yang artinya data inflasi tidak stasioner dalam varians sehingga perlu dilakukan transformasi.



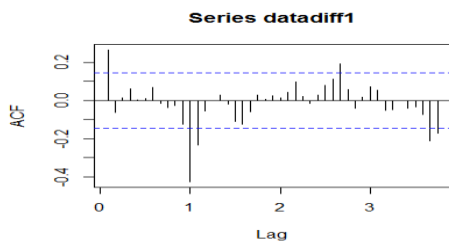
**Gambar 3.** Plot *Box-Cox* Data Inflasi

Dari Gambar 3, karena nilai  $\lambda = 0$ , maka transformasi yang digunakan adalah  $\ln(X_t)$ . Data hasil transformasi diuji kembali dan didapatkan nilai statistik uji *JB* = 5,01 <  $\chi^2_{(0,05;2)} = 5,991$  maka  $H_0$  diterima yang artinya data inflasi telah stasioner dalam varians.

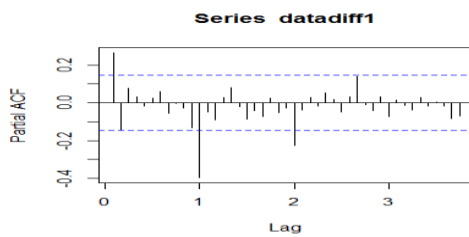
Selanjutnya dilakukan uji ADF pada data yang telah stasioner dalam varians. Dengan  $\alpha = 5\%$ , hasil output

menunjukkan bahwa nilai  $p\text{-value} = 0,06114 > 0,05$  yang berarti data tidak stasioner dalam rata-rata sehingga perlu dilakukan *differencing*. Data hasil *differencing* kemudian diuji kembali dan didapatkan hasil  $p\text{-value} = 4,311 \cdot 10^{-13} < 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner dalam rata-rata.

Setelah data stasioner dalam rata-rata dan varians, tahap identifikasi model dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF atau *correlogram* sebagai berikut



Gambar 4. Correlogram ACF



Gambar 5. Correlogram PACF

Dari gambar diatas terlihat bahwa plot ACF mengalami *cutoff* (turun drastis) setelah lag ke-1, kemudian pada lag ke-12 keluar dari batas signifikansi. Selanjutnya plot PACF terlihat mengalami *cutoff* setelah lag ke-1 dan pada lag ke-2 juga keluar dari batas signifikansi, kemudian lag ke-12 dan 24 keluar dari batas signifikansi. Dari hasil pengamatan *correlogram* tersebut, terindikasi adanya pola musiman dengan lag kelipatan 12. Dari beberapa penduga model, didapatkan model SARIMA  $(2,1,0)(0,0,1)^{12}$  sebagai model terbaik karena semua parameternya signifikan dan menghasilkan nilai AIC paling kecil

Tabel 4. Estimasi dan Pengujian Parameter Model-model SARIMA

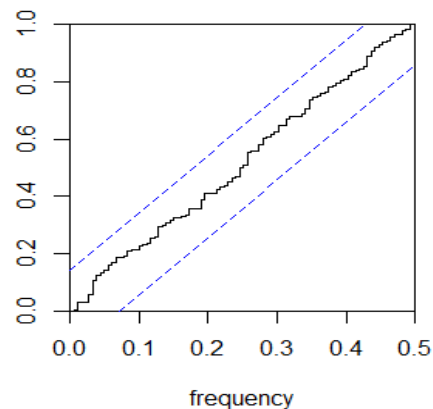
Model	Estimasi Parameter	t-statistik	Keputusan	AIC
$(2,1,0)(0,0,1)^{12}$	$\phi_1 = 0,236$	3,202170963	Signifikan	-248,48
	$\phi_2 = -0,1925$	-2,566666667	Signifikan	
	$\Theta_1 = -0,5403$	7,165782493	Signifikan	

Sehingga, didapatkan model SARIMA terbaik untuk meramalkan data inflasi adalah sebagai berikut

$$\ln(\hat{X}_t) = 1,236 \ln(X_{t-1}) - 0,4285 \ln(X_{t-2}) + \dots + 0,1925 \ln(X_{t-3}) - 0,5403_1 e_{t-12}$$

Hasil diagnostik model dengan menggunakan 15 lag didapatkan nilai probabilitas sebesar 0,7019. Dengan  $\alpha = 0,05$  artinya  $p\text{-value} > \alpha$ . Sehingga  $H_0$  diterima, artinya tidak terdapat autokorelasi residual dan residualnya bersifat acak.

Series: et



Gambar 6. Periodogram Kumulatif dari Residu

Dari Gambar 6, terlihat bahwa titik-titik garis nilai  $C_p$  membentuk garis yang hampir lurus mengikuti garis yang melewati garis diagonal, artinya residu dari model SARIMA  $(2,1,0)(0,0,1)^{12}$  tidak linear.

Residu model SARIMA  $(2,1,0)(0,0,1)^{12}$  selanjutnya dimodelkan dengan ANFIS dengan input berdasarkan kombinasi yang terdapat pada Tabel 3. Setelah didapatkan keempat belas model ANFIS, masing-masing model tersebut di *hybrid* untuk kemudian dihitung nilai MAPE dari

masing- masing modelnya, sehingga didapatkan nilai MAPE dari keempat belas model *hybrid* sebagai berikut:

**Tabel 5.** Nilai MAPE dari 14 Model *Hybrid* SARIMA-ANFIS

Model	MAPE	Model	MAPE
1	7,29874	8	8,01693
2	7,83267	9	6,52370
3	6,27089	10	7,69464
4	7,55048	11	6,73485
5	7,44162	12	8,26614
6	7,19734	13	7,79764
7	7,48969	14	6,84618

Dari Tabel 5, dapat dilihat bahwa model 3 menghasilkan nilai MAPE yang paling kecil diantara model lainnya. Artinya dalam analisis data inflasi, model ANFIS 3 merupakan model yang paling baik untuk di *hybrid* dengan model SARIMA karena dapat menghasilkan nilai MAPE terkecil.

Dengan bantuan software Matlab, didapatkan persamaan untuk model 3 adalah sebagai berikut

$$\hat{y}_t = \tilde{w}_1(-0,39467e_{t-1} - 0,75168e_{t-12} + 0,107931) + \dots + \tilde{w}_2(-0,17228e_{t-1} - 0,12332e_{t-12} - 0,06021)$$

Dari hasil analisis SARIMA dan ANFIS yang telah dilakukan, didapatkan model dari masing-masing analisis yang kemudian di *hybrid* sehingga menghasilkan persamaan model *hybrid* SARIMA-ANFIS sebagai berikut

$$\ln(\hat{X}_t) = 1,236\ln(X_{t-1}) - 0,4285\ln(X_{t-2}) + \dots + 0,1925\ln(X_{t-3}) - 0,5403_1e_{t-12}$$

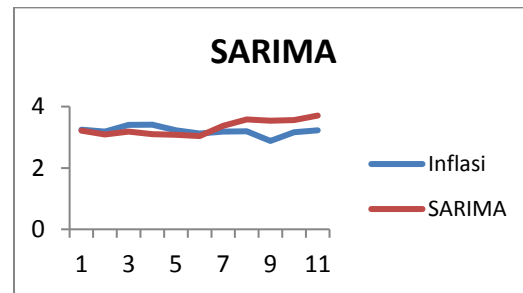
$$\hat{y}_t = \tilde{w}_1(-0,39467e_{t-1} - 0,75168e_{t-12} + \dots + 0,107931 + \tilde{w}_2(-0,17228e_{t-1} - \dots - 0,12332e_{t-12} - 0,06021$$

$$\ln(\hat{Z}_t) = \ln(\hat{X}_t) + \hat{y}_t$$

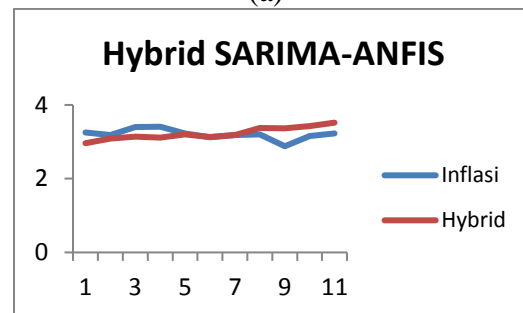
Kemudian dihitung nilai MAPE dari model SARIMA (2,1,0)(0,0,1)<sup>12</sup> dan model *hybrid* SARIMA-ANFIS, untuk kemudian dibandingkan sehingga didapatkan hasil perbandingan sebagai berikut

**Tabel 6.** Nilai MAPE Model SARIMA dan Model *Hybrid* SARIMA-ANFIS

Model	MAPE
SARIMA	8,622045%
<i>Hybrid</i> SARIMA-ANFIS	6,270892%



(a)



(b)

**Gambar 7.** Plot Ramalan Model

Dari Tabel 6, terlihat bahwa nilai MAPE yang dihasilkan oleh model *hybrid* SARIMA-ANFIS lebih kecil daripada MAPE yang dihasilkan oleh model SARIMA saja. Selain itu, dari Gambar 7 (a) dan (b), terlihat bahwa titik-titik nilai ramalan model *hybrid* lebih rapat dengan titik-titik nilai data asli jika dibandingkan dengan nilai ramalan yang dihasilkan oleh model SARIMA saja.

Dari kedua perbandingan tersebut, dapat dilihat bahwa model *hybrid* SARIMA-ANFIS memberikan hasil ramalan yang lebih baik daripada model SARIMA saja. Hal itu membuktikan bahwa dengan melakukan *hybrid* pada model SARIMA dapat meningkatkan akurasi dari model tersebut.

#### D. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam



penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian sebagai berikut:

1. Penerapan model SARIMA untuk data inflasi Indonesia bulan Januari 2003 sampai bulan Desember 2017 menghasilkan model SARIMA  $(2,1,0)(0,0,1)^{12}$  sebagai model terbaik untuk peramalan. Karena pada analisis residunya masih terdapat unsur nonlinear berdasarkan periodogram kumulatif, maka akurasi masih dapat ditingkatkan dengan melakukan *hybrid* pada model tersebut.
2. Model ANFIS untuk komponen residu/eror yang nonlinear dari hasil pemodelan SARIMA  $(2,1,0)(0,0,1)^{12}$  dibentuk berdasarkan 14 kombinasi input. Dari hasil pembahasan, didapatkan model ANFIS 3 lah yang memberikan hasil akurasi terbaik setelah di *hybrid*
3. Dari model-model tersebut, didapatkan model *hybrid* SARIMA-ANFIS untuk data inflasi Indonesia.
4. Hasil validasi model dengan menggunakan 11 data inflasi bulan Januari sampai November 2018, menunjukkan model *hybrid* SARIMA-ANFIS dengan nilai MAPE sebesar 6,270892% merupakan model yang lebih akurat daripada model SARIMA  $(2,1,0)(0,0,1)^{12}$  yang menghasilkan MAPE sebesar 8,622045%. Hal ini membuktikan bahwa dengan melakukan *hybrid* pada model SARIMA dapat meningkatkan akurasi dari model tersebut. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk meramalkan data inflasi Indonesia merupakan model *hybrid* SARIMA-ANFIS.

#### E. Saran

5. Disarankan untuk menganalisis

lebih lanjut metode *Hybrid* ARIMA-ANFIS dengan menggunakan jumlah klaster, nilai *learning rate*, dan momentum yang berbeda.

6. Disarankan kepada peneliti lain untuk melakukan *Hybrid* model ARIMA dengan model peramalan lain seperti *Artificial Neural Network (ANN)*, *Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)*, *Feed Forward Neural Network (FFNN)*, dan model peramalan berbasis jaringan syaraf tiruan lainnya.

#### Daftar Pustaka

- Cryer, J.D & Chan, K.S. 2008. Time Series Analysis With Applications in R. Iowa: Springer.
- Gujarati, D.N & Porter, D.C. 2009. Basic Econometrics. Fifth edition. New York: Mc Graw Hill.
- Ispriyanti, Dwi. 2004. Pemodelan Statistika dengan Transformasi Box-Cox. Jurnal Matematika dan Komputer, Vol. 7 No. 3, 8-17.
- Jang, J.S.R., Sun, C.T., Mizutani, E. 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing. New Jersey: Prentice Hall.
- Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive- Network-Based Fuzzy Inference System. IEEE Trans Syst Manage Cybernet Compute, Vol. 23 No. 3, 655-685.
- Kusumadewi, Sri & Hartati, Sri. 2010. Neuro Fuzzy: Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kristiana, A., Wilandari, Y., Prahutama, A. 2015. Peramalan Beban Puncak Pemakaian Listrik di Area Semarang dengan Metode Hybrid ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)-ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy

- Inference System). *Jurnal Gaussian*, Vol. 4 No. 4, 715-723.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C. & Mcgee, V.E. 1995. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Terjemahan oleh Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basith (1999). Jakarta: Erlangga.
- Moeeni, H., Bonakdari, H., & Ebtehaj, I. 2017. Integrated SARIMA with Neuro-Fuzzy System and Neural Networks for Monthly Inflow Prediction. *Springer*, 31: 2141-2156.
- Nugroho, Kristiawan. 2016. Model Analisis Prediksi Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *INFOKAM*, 12(1), 46-50.
- Pusat Pendidikan dan Studi Kebanksentralan. 2009. *Seri Kebanksentralan: Inflasi*. Jakarta: Bank Indonesia.
- Qian, B. & Rasheed, k. 2005. Hurst Exponent And Financial Market Predictability. United States of Aeric: University of Georgia.
- Rahman, Ahmad Zaki. ANFIS Tugas Otomasi (Online). ([https://www.academia.edu/7341363/ANFIS\\_tugas\\_Otomasi/](https://www.academia.edu/7341363/ANFIS_tugas_Otomasi/) Diakses pada Rabu, 10 April 2019)
- Saputra, Arsyil Hendra. 2012. Analisis Data Runtun Waktu dengan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). *Jurnal Gaussian*, Vol. 1 No. 1, 31-40.
- Shumway, R.H & Stoffer, D.S. 2010. *Time Series Analysis And Its Applications*. New York: Springer.
- Wei, William W. S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. New York : Pearson.
- Wiyanti, D.T & Pulungan, R. 2012. *Peramalan Deret Waktu Menggunakan Model Fungsi Basis Radial (RBF) dan Autorgressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. *Jurnal MIPA*, (Online), 35 (2):175-182, (<http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/jm/> diakses 10 Desember 2018)
- Yanti, Teti Sofia. 2010. *Analisis Deret Waktu*. Bandung: Pustaka Ceria.
- Zhang, G. Peter. 2003. Time Series Forecasting Using A Hybrid ARIMA and Neural Network Model. *Neurocomputing* 50 (2003), 159–175.
- Zheng, F. & Zhong, S. 2011. Time Series Forecasting Using A Hybrid RBF Neural Network And AR Model Based On Binomial Smoothing. *International Scholarly and Scientific Research & Innovation* 5(3), 419-423.