

Pemodelan Prakiraan Tingkat Inflasi di Indonesia dengan ARIMA

Tukiyat

Perekayasa BRIN/Dosen Prodi Magister Teknik Informatika, Universitas Pamulang
Email: dosen02711@unpam.ac.id

Submitted Date: January 21st, 2022

Reviewed Date: February 01st, 2022

Revised Date: March 18th, 2022

Accepted Date: August 16th, 2022

Abstract

This study aims to find a suitable model to predict the value of monthly inflation that occurs in Indonesia. The research uses secondary data sources obtained from the Central Statistics Agency (BPS) and Bank Indonesia. Research sample data in the form of monthly data in the period January 2010 to April 2021. The data analysis method is done with the ARIMA model. In the process of data analysis is divided into two parts, namely data training (January 2010 - December 2020) as a bounce data to build models and data testing (January - April 2021) to test the prediction results of the model. From the analysis of data obtained the results of ARIMA modeling (3,1,2). Test model validation with RMSE (Root Mean Square Error) parameter of 1,076, MAE (Mean Absolute Error) value of 0.696, and MAPE (Mean Absolute Percentage Error) of 220.68. Validation test of prediction results with an average test with a t-test value of 0.9619 and a variance test with a Bartlett value of 0.99. The test results of both methods obtained a probability value greater than 0.05 so that it can be concluded that there is no significant difference between the actual value and the predictive value. Considering that this model has limitations, it is advisable to improve the accuracy of the prediction model can be done by approaching other methods, such as naïve bayes or artificial neural network methods.

Keywords: Arima, Prediction, Time Series, Inflation, Indonesian Economy

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menemukan model yang cocok untuk memprediksi nilai inflasi bulanan yang terjadi di Indonesia. Penelitian menggunakan sumber data sekunder yang diperoleh dari lembaga Badan Pusat Statistik dan Bank Indonesia. Data sampel penelitian berupa data bulanan pada periode Januari 2010 sampai April 2021. Metode analisis data dilakukan dengan model ARIMA. Dalam proses analisis data dibagi menjadi dua bagian yaitu data training (Januari 2010 – Desember 2020) sebagai data bangkitan untuk membangun model dan data testing (Januari – April 2021) untuk menguji hasil prediksi dari model. Dari analisis data diperoleh hasil pemodelan ARIMA (3,1,2). Uji validasi model dengan parameter RMSE (*Root Mean Square Error*) sebesar 1.076, nilai MAE (*Mean Absolute Error*) sebesar 0.696, dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) sebesar 220.68. Uji validasi hasil prediksi dengan uji rata-rata dengan nilai t-test 0,9619 dan uji varians dengan nilai *Bartlett* 0,99. Hasil pengujian dari kedua metode tersebut diperoleh nilai probabilitas yang lebih besar dari 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara nilai aktual dengan nilai prediksinya. Mengingat model ini mempunyai keterbatasan, maka disarankan untuk meningkatkan akurasi model prediksi dapat dilakukan dengan pendekatan metode lain, misalnya *naive bayes* atau metode jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*).

Kata Kunci: Arima, Prediksi, Runtun Waktu, Inflasi, Ekonomi Indonesia

1. Pendahuluan

Inflasi dapat didefinisikan sebagai suatu kecenderungan naiknya harga barang dan jasa pada

umumnya yang berlangsung secara terus menerus. Dalam konteks tersebut, inflasi berimplikasi pada penurunan nilai uang atau penurunan daya beli

konsumen. Dengan demikian, maka inflasi dapat juga diartikan sebagai penurunan nilai uang terhadap nilai barang dan jasa. Dampak inflasi akan berpengaruh pada pembuatan perencanaan yang tidak tepat. Fluktuasi inflasi yang besar akan merugikan dalam membuat keputusan bisnis. Sehubungan dengan hal tersebut, maka pemodelan peramalan nilai inflasi sangat penting untuk mengetahui informasi nilai tingkat inflasi dimasa depan. Dalam perpektif pemodelan peramalan pada data runtun waktu salah satu model yang cocok dapat digunakan adalah dengan metode ARIMA Box-Jenkins (Pitaloka, Riski Arum, 2019) yang dikembangkan oleh George E.P. Box dan Gwilyn M. Jenkins.

Konsep inflasi menjadi perhatian semua pihak baik masyarakat, dunia usaha, perbankan dan pemerintah. Bagi masyarakat umum, inflasi dapat langsung berpengaruh pada penurunan daya beli dan mengurangi kesejahteraan hidup, sedang bagi dunia usaha inflasi akan berpengaruh pada harga jual dan biaya produksi yang pada akhirnya mempengaruhi keputusan bisnis. Dalam perspektif kajian ekonomi secara umum bahwa tingkat harga merupakan indikator yang sangat penting dalam menjaga keseimbangan alokasi sumber daya ekonomi dalam suatu negara. Faktor inflasi menjadi sinyal sebagai gejala ekonomi biaya tinggi berdampak secara sistemik. Atas dasar pokok permasalahan yang terjadi pada inflasi, maka pengendalian inflasi perlu dikelola dengan baik sehingga dampak negatif dapat diminimalisir (Hartini Dwi dan Yuni Prihadi, 2014); (Nova & Panjaitan, 2014).

Penelitian ini bertujuan menemukan model yang cocok untuk memprediksi tingkat inflasi di Indonesia dengan metode ARIMA. Hasil penelitian dapat digunakan sebagai masukan bagi pihak-pihak yang berkepentingan dalam mengantisipasi tingkat inflasi guna perencanaan. Hasil penelitian ini bermanfaat bagi stakeholder dalam mengukur daya beli maupun sebagai indikator makro ekonomi tentang laju inflasi di Indonesia.

2. Metodologi

Dalam penelitian data yang digunakan berupa data sekunder dalam bentuk data *time series*. Sampel Data inflasi berupa data bulanan yang diambil pada Januari 2010 sampai April 2021 yang bersumber dari Biro Pusat Statistik (BPS). Datasets penelitian dipilah menjadi dua bagian yaitu data Januari 2010-Desember 2020 sebagai data training yang berperan sebagai data bangkitan untuk

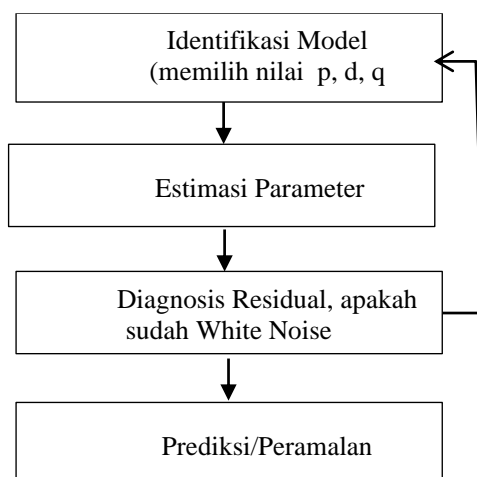
membangun model prediksi. Datasets Januari – April 2021 dijadikan sebagai data testing untuk menguji model prediksi. Secara empirik data inflasi ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Data Tingkat Inflasi (%) di Indonesia

No	Periode	Tingkat Inflasi (%)
1	Jan-10	0.84
2	Feb-10	0.3
3	Mar-10	-0.14
4	Apr-10	0.15
5	May-10	0.29
.	.	.
.	.	.
.	.	.
131	Nov-20	1.59
132	Dec-20	1.68
133	Jan-21	1.55
134	Feb-21	1.38
135	Mar-21	1.37
136	Apr-21	1.42

Sumber: Hasil Pengumpulan Data,2021

Penelitian ini termasuk dalam penelitian kuantitatif dengan pendekatan model prediktif dengan ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Secara konseptual model penelitian ini dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 1: Kerangka Pemikiran Prosedur Model ARIMA (p,d,q)

Dalam identifikasi model ini dilakukan untuk menguji stasioner data pada nilai rata-rata maupun

varians. Hal ini sesuai dengan persyaratan dalam model ARIMA bahwa data harus stasioner. Model ARIMA yang baik hanya dapat digunakan pada data data runtun waktu yang stasioner. Terdapat dua fase dalam mendeteksi adanya stasioner data yaitu jika data belum stasioner dalam rata-rata maka akan dilakukan tindakan proses pembedaan (*differencing*) dan apabila data belum stasioner dalam varians akan dilakukan tindakan dengan transformasi data. Pada tahapan identifikasi model ini juga akan diidentifikasi nilai d pada model ARIMA (p,d,q) (Fattah et al., 2018). Dalam identifikasi ini untuk menemukan nilai (d) , nilai lag residual (q) dan nilai lag dependen (p) pada model ARIMA. Pendekatan untuk pengujian menentukan nilai p dan q dilakukan melalui correlogram dengan melihat pola grafik ACF (*Autocorelation Fuction*) dan pola grafik pada PACF (*Partial Auto Correlation Function*).

Dari hasil identifikasi data stasioneritas pada rata-rata dan varians dan identifikasi ACF dan PACF pada lag maka akan diperoleh beberapa model ARIMA sebagai alternatif model sementara. Dengan berbagai model pilihan tersebut akan dilakukan percobaan-percobaan pemodelan dengan memilih model yang mempunyai tingkat *error* terkecil serta mempunyai tingkat *R Aquare Adusted* yang terbesar dari beberapa alternatif tersebut. Model yang terpilih adalah model yang mempunyai tingkat *error* terkecil dan mempunyai tingkat koefisien determinan yang paling besar.

Setelah dilakukan pemilihan model terbaik dari berbagai alternatif model tersebut maka model yang terpilih maka langkah selanjutnya melakukan estimasi parameter pada model terbaik untuk mengetahui nilai penduga paramater sehingga model yang telah dipilih dapat digunakan sebagai model prakiraan. Pada tahap pemilihan model terbaik ini sering disebut sebagai uji kelayakan model, artinya model dapat diyakini mempunyai tingkat spesifikasi model yang baik dan benar. Dengan melakukan proses tahapan secara baik dan benar maka model yang dipilih dapat digunakan sebagai model prakiraan nilai tingkat inflasi di Indonesia sesuai dengan tujuan penelitian.

2.1. Metode ARIMA

Model ARIMA (*Autoregresive Integrated Moving Average*) juga sering dikenal dengan metode Box-Jenkin (Wahyu, 2015) dan memberikan pedoman dalam langkah-langkah menyelesaikan masalah analisis data *time series* dengan model ARIMA. Metode dalam proses

membangun model ARIMA, dapat dilakukan melalui beberapa tahapan proses yang terkait dengan pola AR, MA, dan integrasi variabel yang tidak stasioner (Pardede, 2019) (Susanti & Adji, 2020). Terdapat tiga aspek pola dalam membangun model ARIMA yaitu: (1) *Autoregressive*, yaitu suatu model peramalan untuk mengestimasi model nilai aktual dengan beberapa nilai masa lalu, (2) *Integrated*, yang merupakan penggunaan diferensiasi (*differencing*) pada pengamatan data aktual untuk mendeteksi bahwa data runtun waktu tersebut stasioner, (3) *Model Moving Average*, merupakan model yang menggunakan nilai rata-rata beberapa data yang digunakan untuk melakukan prediksi nilai masa depan (Susanti & Adji, 2020).

2.2. Model Autoregressive (AR)

Dalam pemodelan Autoregressive (AR) ini menunjukkan nilai prediksi *variable dependen* (Y) bersifat sebagai fungsi linier dari sejumlah Y_t aktual dari nilai-nilai sebelumnya pada data runtun waktu. Konsep dsar yang utama dalam model ini adalah meregresikan antara data aktual dengan data sebelumnya untuk melakukan prediksi data di masa depan. Model ini sering disebut sebagai model *autoregressif*. Secara matematis model tersebut dapat diformulasikan:

$$\hat{Y}_t = \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \alpha_3 Y_{t-3} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \epsilon_t \quad (2.1)$$

Dimana :

Y = *Variable dependent*

Y_{t-1} = Lag pertama dari Y

ϵ_t = *Residual atau kesalahan pengganggu*

P = *Tingkat AR*

2.3. Model Moving Average (MA)

Dalam pemodelan *Moving Average* (MA) dapat menyatakan bahwa nilai prediksi variabel terikat (Y_t) dipengaruhi oleh nilai-nilai residual pada periode sebelumnya. Sebagai contoh, apabila nilai variabel terikat hanya dipengaruhi oleh nilai residual satu periode sebelumnya maka dapat disebut sebagai model MA tingkat pertama MA(1). Bentuk umum dari model MA secara matematis diformulasikan dalam persamaan:

$$Y_t = \alpha_1 \epsilon_{t-1} + \alpha_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \alpha_p \epsilon_{t-p} + \epsilon_t \quad (2.2.)$$

dimana:

ϵ = *Residual*

$\epsilon_{t-1}, \epsilon_{t-2}, \epsilon_{t-q}$ = *Lag dari residual*

p = *Tingkat MA*

2.4. Model Autoregressive Moving Average

Pola data runtun waktu dapat dilakukan analisis dengan baik melalui melalui penggabungan

model AR dan model MA. Hasil dari pemodelan gabungan dapat disebut sebagai model *Autoregressive Moving Average (ARMA)*. Dalam ilustrasi pada pemodelan ini misalnya untuk nilai variabel Y_t dipengaruhi oleh lag pertama Y_{t-1} dan lag tingkat pertama residual sehingga modelnya dapat disebut ARMA (1,1). Spesifikasi *autoregressive* dan *moving average* dapat dikombinasikan untuk membentuk spesifikasi ARMA (p,q). Formulasi model secara umum dari ARMA secara matematis pada persamaan :

$$Y_t = \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} \dots \dots \dots (2.3)$$

Untuk mengetahui tingkat akurasi model dilakukan validasi model dengan pendekatan uji melalui parameter RMSE (*Root Mean Square Error*), MAE (*Mean Absolute Error*), dan MAPE (*mean absolute percentage error*). Suatu model prediksi yang baik adalah suatu prediksi yang mempunyai nilai kesalahan paling kecil.

Nilai *Root Mean Square Error (RMSE)*, adalah jumlah dari kesalahan kuadrat atau selisih antara nilai sebenarnya dengan nilai prediksi yang telah ditentukan. Rumus formula RMSE adalah sebagai berikut :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (2.4)$$

- RMSE = nilai root mean square error
- y = nilai hasil observasi
- \hat{y} = nilai hasil prediksi
- i = urutan data pada database
- n = jumlah data

MAE menunjukkan nilai kesalahan rata-rata yang *error* dari nilai sebenarnya dengan nilai prediksi. MAE sendiri secara umum digunakan untuk pengukuran prediksi error pada analisis *time series*. Rumus dari MAE sendiri didefinisikan sebagai berikut:

$$MAE = \sum \frac{|\hat{y} - y|}{n} \quad (2.5)$$

- MAE = Nilai Mean Absolute Error
- \hat{Y} = Nilai hasil Prediksi
- Y = Nilai hasil Observasi
- n = Jumlah Data

Selain nilai MAE juga dilakukan dengan nilai MAPE yang merupakan rata-rata persentase kesalahan peramalan. MAPE dapat juga digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam menentukan model yang terbaik.

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \left| \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t} \right| \times 100\% \quad (2.6)$$

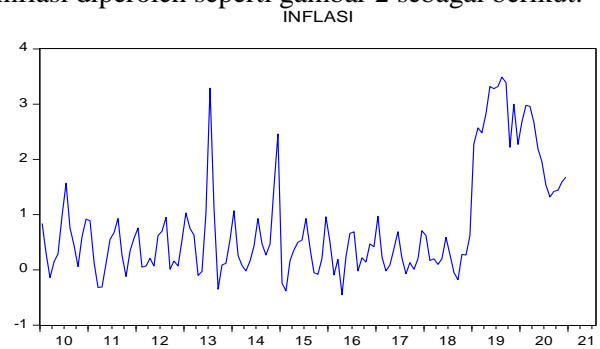
- Dimana:
- \hat{Y} = Nilai hasil prediksi
- Y = Nilai hasil observasi
- t = Banyaknya periode peramalan/dugaan
- n = Banyaknya data

Untuk menguji akurasi nilai data aktual dengan data prediksi dilakukan dengan pendekatan statistik uji rata-rata (metode t-test dan Anova F-test) dan uji varians/ragam (F-test, Siegel -Turkey, Bartlett, Levene dan Brown Forsythe).

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Identifikasi Model

Dalam melakukan identifikasi model dimaksudkan untuk mengetahui model-model ARIMA yang mungkin akan dibentuk. Identifikasi model ini dilakukan dengan membuat pola data apakah data sudah stasioner atau belum dalam rata-rata maupun varians. Hasil plot data inflasi diperoleh seperti gambar 2 sebagai berikut:



Gambar 2: Plot data *time series*

Pada gambar 2 terlihat bahwa pola data runtun waktu yang masih berfluktuasi tersebut menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam rata-rata. Hal ini terlihat adanya pola data cenderung meningkat pada akhir periode atau data ada unsur trend. Dalam membangun model ARIMA (p,d,q) maka syarat utama data harus stasioner. Untuk menentukan ordo nilai d dalam ARIMA (p,d,q) maka akan dilakukan *differencing* lagi pada level 1st untuk stasioner dalam rata-rata (Rofiq et al., 2019). Untuk mengidentifikasi stasioner data pada rata-ratanya akan dilakukan uji *Augmented Dicky-Fuller Test* (Iqbal & Naveed, 2016), pada taraf uji dengan nilai $\alpha=5\%$.

Tabel 2. Hasil uji ADF pada data Inflasi bulanan

t-	Statistic	Prob.*
----	-----------	--------



Augmented Dickey-Fuller test statistic	-	3.625	0.006
Test critical values:			
1% level	-	3.479	
5% level	-	2.883	
10% level	-	2.578	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.
 Sumber: Hasil Pengolahan Data Penelitian

Dari hasil uji ADF Test pada taraf $\alpha=5\%$, diperoleh nilai probabilitas sebesar $0,006 < 0,05$, maka dalam hasil uji menyimpulkan data tidak mempunyai unit root (akar unit) atau data stasioner pada rata-rata pada tingkat level. Analisis selanjutnya untuk mengetahui data stasioner pada bagian varians dilakukan uji stasioner dengan melihat pola grafik corelogram pada ACF dan PACF.

Date: 05/11/21 Time: 09:41
 Sample: 2010M01 2021M07
 Included observations: 136

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.816	0.816	92.579	0.000
		2 0.639	-0.080	149.78	0.000
		3 0.575	0.233	196.48	0.000
		4 0.587	0.195	245.41	0.000
		5 0.618	0.175	300.11	0.000
		6 0.609	0.049	353.62	0.000
		7 0.528	-0.103	394.23	0.000
		8 0.399	-0.200	417.58	0.000
		9 0.318	-0.063	432.55	0.000
		10 0.320	0.035	447.77	0.000
		11 0.363	0.104	467.56	0.000
		12 0.369	0.044	488.22	0.000
		13 0.283	-0.116	500.43	0.000
		14 0.164	-0.105	504.57	0.000
		15 0.099	-0.041	506.08	0.000
		16 0.115	0.036	508.13	0.000
		17 0.147	-0.003	511.52	0.000
		18 0.106	-0.128	513.31	0.000
		19 0.057	0.093	513.83	0.000
		20 -0.004	-0.013	513.83	0.000
		21 -0.031	0.050	513.98	0.000
		22 -0.028	-0.051	514.12	0.000
		23 0.023	0.112	514.20	0.000
		24 0.025	-0.067	514.31	0.000
		25 -0.021	0.022	514.39	0.000
		26 -0.088	-0.103	515.70	0.000
		27 -0.141	-0.117	519.14	0.000
		28 -0.113	0.061	521.37	0.000
		29 -0.055	0.067	521.90	0.000
		30 -0.022	0.106	521.98	0.000
		31 -0.062	-0.062	522.67	0.000
		32 -0.117	-0.014	525.15	0.000
		33 -0.165	-0.147	530.09	0.000
		34 -0.122	0.149	532.83	0.000
		35 -0.057	-0.038	533.44	0.000
		36 -0.028	0.010	533.59	0.000

Gambar 3: Plot Hasil Uji ACF dan PACF

Dari hasil plot autokorelasi (ACF) dan plot autokorelasi parsial (PACF) bahwa kedua grafik mengalami adanya penurunan drastis (cut off). Pada pola ACF dari lag 1 sampai pada lag 17 signifikan dan cut off kemudian pada lag 33 signifikan lagi. Sedang pada pola PACF pada lag 1 signifikan dan

lag 2 cut off serta lag 3, 4 signifikan lagi. Pola yang tidak teratur ini mengindikasikan bahwa data belum stasioner dalam ragam atau varians. Oleh karena itu maka perlu dilakukan differencing pada level 1st dalam ragam. Hasil differencing pada level 1st dan hasil transformasi data selanjutnya dilakukan uji Uji ADF setelah differensiasi 1st

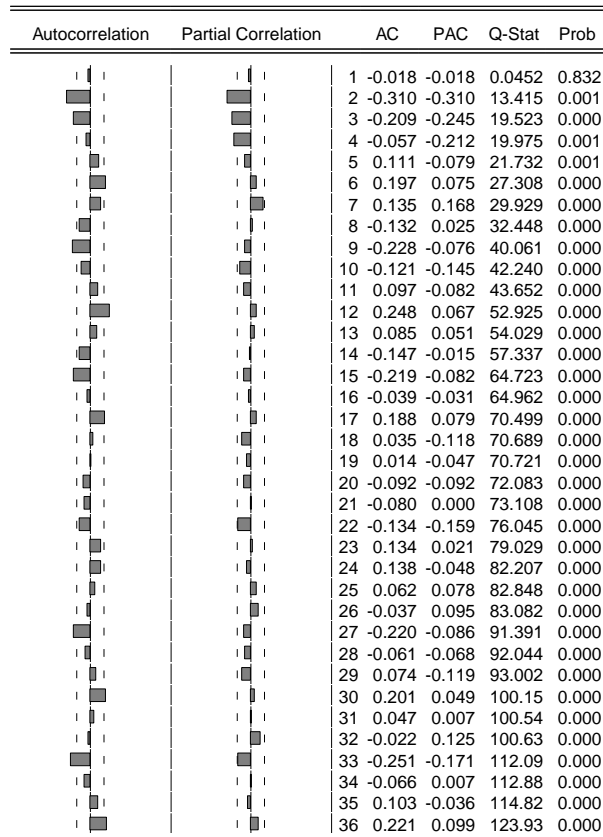
Tabel 3. Hasil uji ADF pada hasil *generate data series* setelah dilakukan *differencing* 1st

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	9.392069	0.0000
Test critical values:		
1% level	3.481	
5% level	2.884	
10% level	2.579	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.
 Sumber: Hasil Pengolahan Data Penelitian

Dari hasil uji ADF pada taraf $\alpha=5\%$ seperti di atas, terlihat bahwa nilai probabilitas 0.000 dimana nilai ini lebih kecil dari 0,05. Maka dalam hasil uji data tidak mempunyai unit root. Dengan demikian, maka dapat disimpulkan bahwa data sudah stasioner dalam bagian rata-rata dan ragam. Setelah data sudah stasioner pada differencing tingkat 1st level, yang berarti $d=1$, maka selanjutnya untuk menentukan nilai parameter p dan q dalam model ARIMA dapat dideteksi dengan melihat pola grafik autokorelasi (ACF) dan autokorelasi parsial (PACF).

Date: 05/11/21 Time: 09:47
 Sample: 2010M01 2021M07
 Included observations: 135



Gambar 4. Plot Hasil Uji ACF dan PACF

Berdasarkan pola ACF dan PAC bahwa pada lag 1 tidak signifikan dan signifikan pada lag 2 baik ACF maupun PACF. Pola ACF untuk lag 2 dan 3 signifikan kemudian menurun drastis dan pada lag 6 signifikan kembali serta *cut off* dengan pola yang teratur secara terus menerus. Analisis pola PACF pada lag 2 sampai 4 signifikan dan *cut off* secara teratur tidak signifikan. Dengan pola grafik correlogram seperti di atas, maka dapat diduga model arima yang mungkin dijadikan kandidat adalah ARIMA (3,1,2); ARIMA (1,1,1); ARIMA (1,1,2).

3.2. Pendugaan Parameter dan Pemilihan Model

Berdasar pada kandidat model ARIMA yang representatif, maka akan dilakukan pendugaan model untuk mengestimasi parameter p dan q yang signifikan. Untuk memilih model yang terbaik akan diuji dengan parameter *Akaike Info Criterion* (AIC), *Schwarz Criterion* (SIC), dan *Sum Square Residual* (SSR) yang memberi informasi bahwa

model yang baik adalah model yang mempunyai nilai paling kecil. Selain itu, juga dilakukan uji pendugaan dengan parameter pada *Adjusted R-Squared* dimana nilai yang besar adalah yang terbaik. Hasil pendugaan parameter dalam model ARIMA.

Tabel 4: Perbandingan kriteria memilih Model ARIMA

Keterangan	ARIMA MODEL		
	(3,1,2)	(1,1,1)	(1,1,2)
Akaike Info Criterion (AIC)	1.629	1.682	1.663
Schwarz criterion (SIC)	1.693	1.747	1.727
Sum Squared Residual (SSR)	38.435	40.598	39.795
Adjusted R-Squared	0.143	0.095	0.113

Sumber: Hasil Pengolahan Data Penelitian.

Berdasar pada hasil analisis model ARIMA seperti tabel di atas, maka pemilihan model terbaik diperoleh model ARIMA (3,1,2), dengan pertimbangan bahwa model tersebut mempunyai nilai AIC, SIC dan SSR pada tingkat *error* yang paling kecil dan nilai *Adjusted R-Square* paling besar. Dengan demikian maka model yang dipilih selanjutnya dapat dijadikan sebagai model yang representatif. Model ARIMA (3,1,2) yang dapat dibangun adalah:

Tabel 5: Hasil Regresi Model ARIMA (3,1,2)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic Prob.	
			t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.225	0.091	-2.463	0.015
MA(2)	-0.358	0.085	-4.176	0.000
SIGMASQ	0.284	0.022	12.776	0.000

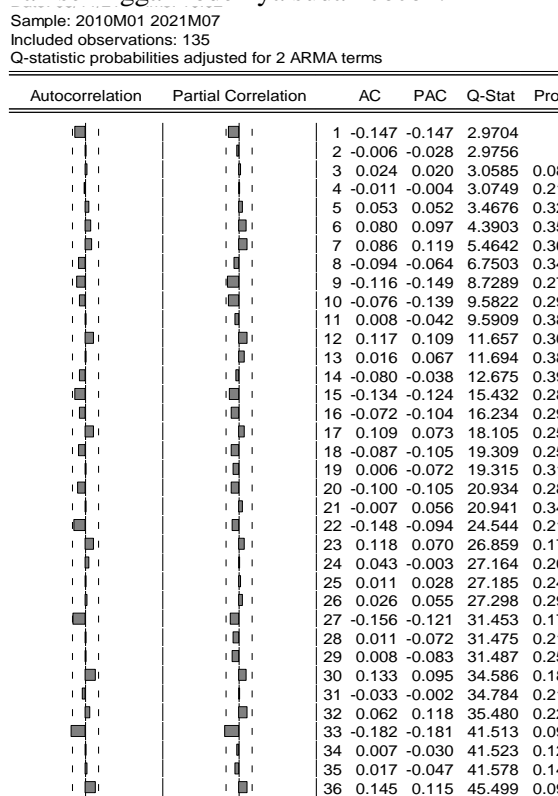
Sumber: Hasil Pengolahan data Penelitian

Dari hasil pemodelan, maka secara matematis dapat dibuat formulasi model prediksi Inflasi bulanan di Indonesia yaitu: $Inflasi = -0.225I_{t-3} - 0,358e_{t-2}$

3.3. Pemeriksaan Diagnostik

Pada uji signifikansi parameter ARIMA (3,1,2) menunjukkan bahwa semua parameter sudah signifikan dan dengan demikian, maka asumsi uji signifikansi parameter sudah terpenuhi.

Selanjutnya untuk pemeriksaan diagnostik dilakukan uji asumsi residual. Parameter dalam pemeriksaan diagnostik untuk mendeteksi adanya *white noise*. Pengujian adanya atau tidak adanya *white noise* dilakukan dengan diuji korelogram dengan melihat pola grafik ACF dan PACF dari residual. Apabila dalam hasil pengujian nilai probabilitas pada ACF dan PACF menghasilkan nilai yang tidak signifikan, maka dapat diyakini bahwa mengindikasikan bahwa residual sudah *white noise* artinya model tidak ada gangguan yang signifikan sehingga modelnya sudah cocok.



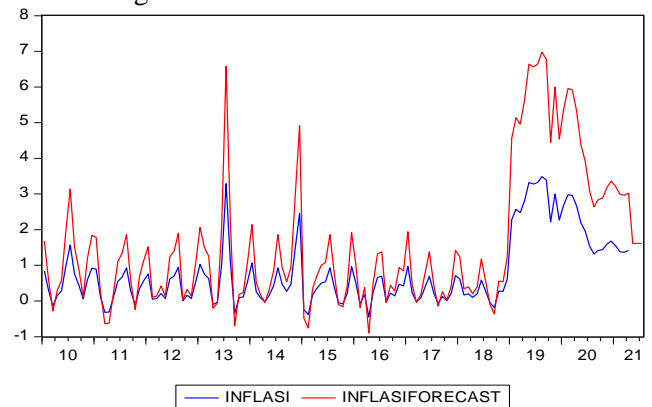
Gambar 5: Korelogram Q-Statistik Residual Diagnostik, Model ARIMA (3,1,2)

Hasil uji residual menunjukkan bahwa pola data mulai dari lag 1 sampai lag 36 tidak ada data yang signifikan. Dengan demikian dapat disimpulkan dalam model yang dibangun tidak terdapat korelasi antar residual sehingga dapat data sudah homogen. Data yang homogen berarti data sudah *white noise* sehingga model tersebut sudah layak dapat digunakan untuk melakukan prediksi atau untuk peramalan.

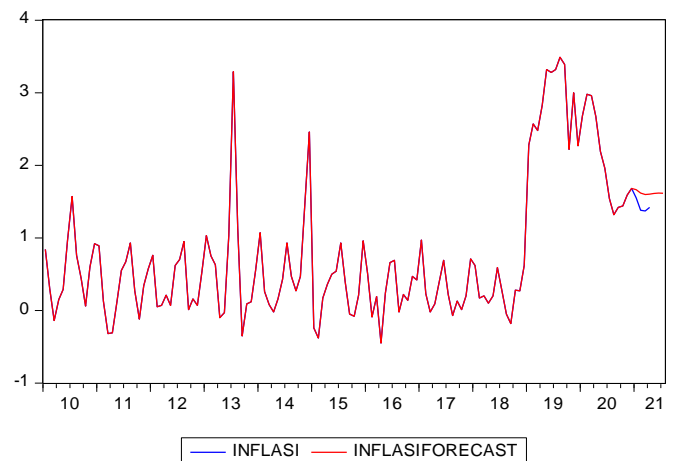
3.4. Prediksi/Ramalan

Berdasar pada hasil pilihan model ARIMA (3,1,2) yang telah melalui proses untuk memenuhi persyaratan analisis seperti di atas maka model ini

dapat dipakai untuk melakukan peramalan atau prediksi nilai inflasi bulanan di Indonesia untuk beberapa bulan ke depan. Dari hasil penelitian ini dipakai data Januari 2010 – Desember 2020 sebagai data training dan data Januari – April 2021 sebagai data testing.



Gambar 6. Grafik Nilai Inflasi data Aktual dan nilai data Prediksi



Gambar 7. Nilai Prediksi Inflasi bulanan untuk Januari – Juli 2021

Dari gambar 6 terlihat bahwa pola data aktual dengan data prediksi mempunyai pola yang sama. Sedangkan untuk gambar 7 menunjukkan nilai prediksi untuk bulan Januari – Juli 2021. Model prediksi ini digunakan dengan metode yang dinamis karena model ini dapat melakukan prediksi beberapa data ke depan sesuai dengan yang diinginkan, namun model dinamis ini mempunyai kelemahan yaitu tingkat kesalahan yang semakin besar apabila digunakan untuk memprediksi bulan ke-t yang semakin besar. Untuk membangun model prediksi yang lebih akurat dapat dilakukan dengan model prediksi statis. Model prediksi dengan statis akan lebih mendekati aktualnya dibanding dengan model yang dinamik karena peramalan secara statik

hanya bisa memberikan nilai prediksi 1 data ke depan, namun dalam model statis apabila digunakan maka kurang efisien karena selalu melakukan update data sebelumnya.

Berdasar dari model ARIMA (3,1,2), maka dari model tersebut dapat dilakukan prediksi inflasi untuk bulan Januari – Juli 2021 adalah sebagai berikut:

Tabel 6: Prediksi Nilai Inflasi Bulanan

No	Bulan	Nilai Prediksi Inflasi (%)
1	Januari	1.663
2	Pebruari	1.618
3	Maret	1.598
4	April	1.602
5	Mei	1.612
6	Juni	1.616
7	Juli	1.615

Sumber: Hasil Pengolahan Data

Tingkat akurasi pemodelan dilakukan dengan kriteria RMSE (*Root Mean Squared Error*) sebesar 1.076, tingkat MAE (*Mean Absolute Error*) sebesar 0.696, dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) sebesar 220.68

3.5. Validasi Data Prediksi

Validasi hasil prediksi dilakukan dengan uji Rata-rata dan varians. Untuk menguji apakah terdapat perbedaan antara nilai data aktual dengan data prediksi akan dilakukan dengan uji perbedaan pada rata-rata dan varians/ ragam. Adapun hipotesis yang diajukan adalah:

H_0 = Tidak ada perbedaan yang signifikan nilai data inflasi aktual dengan data prediksi

H_1 = Terdapat perbedaan antara nilai data infalsi aktual dengan data prediksi.

Pengujian dilakukan dengan taraf $\alpha=5\%$. Kriteria keputusan pengujian adalah apabila nilai probabilitas hasil uji $> 0,05$ maka akan menerima H_0 , sebaliknya apabila nilai probabilitas hasil uji $< 0,05$ maka keputusan akan menerima H_1 .

Hasil pengujian validasi uji rata-rata digunakan dengan metode t-test dan Anova F-test yang menunjukkan bahwa nilai probabilitas sebesar 0.9619 dan nilai ini lebih besar dari 0,05. Dengan demikian maka dalam pengujian ini menerima H_0 dan menolak H_1 sehingga dapat disimpulkan tidak terdapat perbedaan yang signifikan nilai data inflasi

aktual dengan data prediksi. Hasil uji test rata-rata ditunjukkan pada tabel 7.

Tabel 7: Hasil Uji Test for Equality of Means Between Series

Method	df	Value	Probability
t-test	270	-0.048	0.9619
Satterthwaite-Welch			
t-test*	269.995	-0.048	0.9619
Anova F-test	(1, 270)	0.002	0.9619
Welch F-test*	(1, 269.995)	0.002	0.9619

*Test allows for unequal cell variances

Sumber: Hasil Analisis Data

Selanjutnya pengujian varians atau ragam data dilakukan dengan F-test, Siegel-Turkey, Bartlett, Levene dan Brown Forsythe. Hasil uji varians data ditunjukkan pada tabel 8.

Tabel 8: Hasil Test for Equality of Variances Between Series

Method	df	Value	Probability
F-test	(138, 135)	1.001	0.991
Siegel-Tukey		0.196	0.844
Bartlett	1	0.000	0.991
Levene	(1, 273)	0.037	0.848
Brown-Forsythe	(1, 273)	0.027	0.867

Sumber: Hasil Analisis Data

Dengan taraf $\alpha= 5\%$, ketentuan kriteria uji apabila nilai probabilitas $> 0,05$ maka menerima H_0 dan apabila nilai probabilitas hasil $< 0,05$ maka keputusan menerima H_1 . Dari hasil uji dengan metode F-test, Siegel-Tukey, Bartlett Levene, Brown-Forsythe menunjukkan semua nilai probabilitas $> 0,05$. Dengan demikian, maka hasil pengujian memutuskan menerima H_0 artinya data inflasi aktual tidak berbeda nyata dengan data inflasi hasil prediksi. Hal ini dapat disimpulkan tidak terdapat perbedaan yang signifikan secara statistik sehingga hasil prediksi dapat dmerepresntasikan dari data aktual.

4. Kesimpulan dan Saran

- 1) Berdasarkan hasil pengolahan data dari tingkat inflasi di Indonesia dapat ditemukan model yang cocok adalah ARIMA (3.1.2), tingkat akurasi model dengan kriteria RMSE (*Root Mean Squared Error*) sebesar 1.076, MAE (*Mean Absolute Error*) sebesar 0.696, dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) sebesar 220.68.
- 2) Nilai prediksi tingkat inflasi tahun 2021 untuk 3 bulan yaitu Januari 1,663%, Pebruari 1,618% dan Maret 1,598%.
- 3) Prediksi model statis nilai inflasi bulan Januari 2021 sebesar 1.662%
- 4) Hasil validasi hasil prediksi dilakukan dengan uji rata-rata dan varian menunjukkan bahwa hasil pengujian dari kedua metode tersebut mempunyai nilai probabilitas yang lebih besar dari 0,05 sehingga dapat disimpulkan tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara nilai data prediksi dengan data aktual.

Dalam penelitian model ARIMA mempunyai keterbatasan dalam analisis dalam penelitian selanjutnya disarankan dapat dilakukan dengan metode lain yaitu Naive bayes atau metode jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*) untuk meningkatkan akurasi data prediksi.

References

- Fattah, J., Ezzine, L., Aman, Z., Moussami, H. El, & Lachhab, A. (2018). *Forecasting of demand using ARIMA model*. 10, 1–9. <https://doi.org/10.1177/1847979018808673>
- Hartini Dwi dan Yuni Prihadi. (2014). *Analisis Pengaruh Inflasi terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia dengan Metode Final Prediction Error*.
- Iqbal, M., & Naveed, A. (2016). *Forecasting Inflation : Autoregressive Integrated Moving Average Model*. 12(1), 83–92. <https://doi.org/10.19044/esj.2016.v12n1p83>
- Nova, M., & Panjaitan, Y. (2014). *Faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi di indonesia*. 21(3), 182–193.
- Pardede, P. (2019). *Penerapan Model Arima Dalam Memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan Bursa Efek Indonesia- Jakarta*. 1(April).
- Pitaloka, Riski Arum, S. dan R. R. (2019). *Perbandingan Metode ARIMA Box-Jenkins Dengan ARIMA Ensemble pada Peramalan Nilai Import Provinsi Jawa Tengah*. 8, 194–207.
- Rofiq, M. A., Huda, W. S., Pasuruan, U. Y., Nusantara, U. B., & Baku, P. B. (2019). *Forecasting Persediaan Bahan Baku Kertas Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving*

- Average (Arima) Di Yudharta*. 1(2). <https://doi.org/10.12928/JASIEK.v13i2.xxxx>
- Susanti, R., & Adji, A. R. (2020). *ANALISIS Peramalan Ihsng Dengan Time Series Modeling Arima (Analysis Of Indonesia Composite Index (Ihsng) Forecasting With Arima Time Series Modeling)*. 17(01), 97–106.
- Wahyu, W. W. (2015). *Analisis Ekonometrika dan Statistik dengan Eviews* (W. W. Winarno (ed.); 4th ed.). UPP STIM YKPN.