
PERBANDINGAN METODE ANN *BACKPROPAGATION* DAN ARMA UNTUK PERAMALAN INFLASI DI INDONESIA

M. Hadiyan Amaly¹, Ristu Haiban Hirzi², Basirun³

^{1,2,3} Program Studi Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Hamzanwadi

e-mail: amalyhadiyan17@gmail.com

Abstrak

Kemajuan pembangunan suatu negara dapat diukur dengan pertumbuhan ekonomi yang baik. Apabila pertumbuhan ekonomi mengalami pertumbuhan yang pesat, biasanya akan memicu kenaikan harga. Terjadinya kenaikan harga barang ataupun jasa untuk kebutuhan masyarakat yang tidak terkendali dapat menyebabkan terjadinya inflasi. Tingkat inflasi yang baik bagi suatu negara adalah tingkat inflasi yang memiliki nilai yang rendah dan stabil. Salah satu alternatif untuk memberikan gambaran nilai inflasi di Indonesia dengan menggunakan teknik analisis peramalan. Dalam penelitian ini, dilakukan analisis peramalan inflasi di Indonesia menggunakan metode ANN *Backpropagation* dan ARMA. Tujuan penelitian ini membandingkan hasil kinerja kedua metode tersebut dan melihat hasil peramalan metode terbaik. Berdasarkan hasil analisis dengan metode ANN *Backpropagation* diperoleh model arsitektur jaringan terbaik yaitu ANN (7-4-1) menggunakan nilai *epoch* 400 dan *learning rate* 0,1 dengan nilai MSE = 0,0112 dan RMSE = 0,1065. Sedangkan hasil analisis menggunakan metode ARMA, diperoleh model terbaik yaitu ARMA (2,0,1) dengan nilai MSE = 0,0648 dan RMSE = 0,2545. Sehingga metode yang paling optimal digunakan untuk memprediksi inflasi untuk periode selanjutnya adalah metode ANN *Backpropagation* karena memiliki nilai *error* yang lebih kecil. Dari model terbaik didapatkan hasil peramalan untuk bulan Mei sampai Desember 2022 dengan kisaran 0,01% hingga 0,5%.

Kata kunci : Inflasi, Peramalan, ANN *Backpropagation*, ARMA

Abstract

A country's development progress can be measured by good economic growth. If economic growth experiences rapid growth, it will usually trigger price increases. The occurrence of an uncontrolled increase in the price of goods or services for the needs of the community can cause inflation. Inflation rate for a country is an inflation rate that has a low and stable value. One alternative is to provide an overview of the inflation in Indonesia by using forecasting analysis techniques. In this study, inflation forecasting analysis in Indonesia was carried out using the ANN *Backpropagation* and ARMA methods. The purpose of this research is to compare the performance results of the two methods and look at the best method for forecasting results. Based on the results of the analysis with the ANN *Backpropagation* method, the best network architecture model was ANN(7-4-1) using an epoch value of 400 and a learning rate of 0,1 with a value of MSE = 0,0112 and RMSE = 0,1065. While the results of the analysis using the ARMA method, the best model was obtained, namely ARMA(2,0,1) with the value MSE = 0,0648 and RMSE = 0,2545. So that the most optimal method used to predict inflation for the next period is the ANN *Backpropagation* method because it has a smaller error value. From this model, the results of forecasting inflation rates for the months of May to December 2022 are also obtained with a range of 0,01% to 0,5%.

Keywords: Inflation, Forecasting, ANN *Backpropagation*, ARMA

1. PENDAHULUAN

Kemajuan pembangunan suatu negara dapat diukur dengan pertumbuhan ekonomi yang baik (Ardiansyah 2017). Pertumbuhan ekonomi merupakan proses perubahan kondisi perekonomian suatu negara menuju yang lebih baik selama waktu tertentu secara berkesinambungan (Yasin, 2020). Apabila pertumbuhan ekonomi mengalami pertumbuhan

yang pesat, biasanya akan memicu kenaikan harga. Terjadinya kenaikan harga barang ataupun jasa untuk kebutuhan masyarakat yang tidak terkendali dapat menyebabkan terjadinya inflasi (Aprileven, 2015). Inflasi merupakan kenaikan harga barang dan jasa secara umum dan terus menerus dalam jangka waktu tertentu (Bank Indonesia, 2021). Inflasi sangat penting dijaga kestabilannya karena mampu mempengaruhi pertumbuhan ekonomi yang berdampak pada kesejahteraan masyarakat (Hauriza et al., 2021).

Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS), menunjukkan bahwa tingkat inflasi lima tahun terakhir mengalami tren penurunan. Pada tahun 2017 sebesar 3,61%, tahun 2018 turun menjadi 3,13%, tahun 2019 turun menjadi 2,27%, tahun 2020 turun kembali menjadi 1,68%, kemudian mulai naik kembali pada tahun 2021 sebesar 1,87%. Rendahnya inflasi pada tahun tersebut disebabkan karena penurunan permintaan dan daya beli masyarakat akibat pandemi Covid-19. Terkait permasalahan tersebut pemerintah maupun pelaku usaha perlu mengetahui laju inflasi di masa yang akan datang. Salah satu cara untuk memprediksi laju inflasi dengan menggunakan teknik analisis peramalan *time series*.

Peramalan merupakan salah satu cara untuk memprediksi suatu peristiwa dimasa yang akan datang dengan mempertimbangkan data yang diperoleh pada masa lampau (Yusuf & Anjasari, 2018). Berbagai model peramalan *time series* telah dilakukan oleh peneliti untuk memprediksi sesuatu yang akan terjadi kedepannya, salah satu metode yang digunakan dalam pemodelan runtun waktu untuk peramalan adalah metode *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Agar model ARMA menghasilkan ramalan yang optimal, maka model tersebut harus memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal (Karomah & Hendikawati, 2014). Selain itu, metode peramalan yang banyak dikembangkan saat ini untuk melakukan peramalan adalah *Artificial Neural Network* (ANN).

Artificial Neural Network (ANN) atau jaringan syaraf tiruan merupakan suatu proses atau metode yang meniru prinsip kerja sistem saraf otak manusia untuk menghasilkan suatu informasi (Dongare et al., 2012). Metode ANN mempunyai tingkat *error* yang cukup rendah dan sesuai untuk melakukan proses generalisasi, sehingga model ini mampu untuk meramalkan data *time series* untuk beberapa periode ke depan (Nugraha & Azhari, 2014). Pada penelitian ini algoritma yang digunakan adalah *backpropagation*, pembelajaran dengan algoritma *backpropagation* digunakan untuk mendapatkan hasil *output* yang lebih akurat dengan meminimalisir kesalahan berdasarkan *error* yang didapatkan (Apriaini & Sofian, 2017).

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Pandji (Pandji et al., 2019) yang menerapkan perbandingan metode arima dan *artificial neural network* untuk memprediksi harga saham. Kemudian penelitian oleh Wahyuddin (Wahyuddin, 2019) yaitu memprediksi inflasi di Indonesia menggunakan model arima dan *artificial neural network*. Serta penelitian oleh Ngestisari (Ngestisari et al., 2020) yang membandingkan metode arima dan jaringan syaraf tiruan untuk meramalkan harga beras. Berdasarkan latar belakang yang telah dibahas sebelumnya, maka peneliti tertarik untuk membandingkan salah satu metode *artificial neural network* yaitu ANN *Backpropagation* dan ARMA pada data inflasi di Indonesia periode Januari 2015 sampai dengan April 2022.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data inflasi dari Januari 2015 sampai dengan April 2022 yang diperoleh dari *website* resmi Badan Pusat Statistika (BPS). Data tersebut merupakan data bulanan dengan jumlah data sebanyak 88 observasi. Adapun variabel yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Variabel Penelitian

Metode	Variabel	Keterangan (%)	
ANN <i>Backpropagation</i>	Input	X1	Bahan Makanan
		X2	Makanan Jadi, Minuman, Rokok, dan Tembakau
		X3	Perumahan, air, listrik, gas, dan bahan bakar
		X4	Sandang
		X5	Kesehatan
		X6	Pendidikan, rekreasi dan olahraga
		X7	Transportasi komunikasi, dan jasa keuangan
	Output	Y	Inflasi
ARMA		Inflasi	-

2.2 Tahapan Penelitian

Analisis data pada penelitian ini menggunakan *software RStudio* dan *Microsoft Excel* 2019. Adapun langkah-langkah analisis data inflasi di Indonesia pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. *Artificial Neural Network Backpropagation*
 - a. Melakukan eksplorasi data untuk mengetahui gambaran dan pola data dilihat dari plot
 - b. Install *package "neuralnet"* untuk memunculkan arsitektur jaringan
 - c. Membagi data menjadi 2 yaitu pelatihan (*training*) sebanyak 75% dan pengujian (*testing*) sebanyak 25%
 - d. Membuat model arsitektur jaringan menggunakan data pelatihan (*training*)
 - e. Mencari model terbaik dari nilai *error* terkecil dengan proses *trial and error*
 - f. Melakukan peramalan pada model yang terbaik
2. *Autoregressive Moving Average (ARMA)*
 - a. Melakukan eksplorasi data untuk mengetahui gambaran dan pola data dilihat dari plot
 - b. Uji stasioner terhadap *varians* (menggunakan *Box-Cox*) dan *mean* (plot, uji ADF, ACF dan PACF).
 - c. Mengidentifikasi model yang terbentuk berdasarkan plot ACF dan PACF.
 - d. Melakukan estimasi parameter, untuk melihat apakah nilai parameter pada model signifikan atau tidak ($p\text{-value} > \alpha = 5\%$).
 - e. Pengecekan diagnostik melalui uji *white noise* dan normalitas *residuals*
 - f. Pemilihan model terbaik dengan melihat nilai AIC terkecil
 - g. Melakukan peramalan pada model yang terpilih

2.3 ANN *Backpropagation*

Artificial Neural Network (ANN) merupakan suatu proses atau metode yang meniru prinsip kerja sistem saraf otak manusia untuk menghasilkan suatu. ANN adalah salah satu representasi buatan dari otak manusia yang mensimulasikan proses pembelajaran melalui sistem komputasi (Dongare et al., 2012). Dengan kata lain fungsi *neural network* memiliki proses yang hampir sama dengan saraf otak manusia. Proses pembelajaran *backpropagation* dilakukan dengan penyesuaian bobot-bobot ANN dengan arah mundur berdasarkan nilai *error* dalam proses. Metode ini termasuk kategori *supervised learning* karena teknik

pembelajaran dilakukan dengan membuat fungsi dari data pelatihan serta memiliki ciri yaitu meminimalkan *error* pada *output* yang dihasilkan (Apriaini & Sofian, 2017).

2.4 ARMA

Metode ARMA adalah gabungan dari model *Autoregressive* yang mengasumsikan data sekarang mempengaruhi data sebelumnya dan *Moving Average* yang mengasumsikan data sekarang dipengaruhi oleh nilai residual data sebelumnya. Model ini memiliki karakteristik yang dinotasikan dengan ARMA ($p,0,q$) dengan rumus (Pawestri et al., 2019).

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_n Z_{t-n} + \alpha_t + \theta_1 \alpha_{t-1} - \dots - \theta_n \alpha_{t-n} \quad (1)$$

dimana:

Z_t = data pada periode $t = 1,2,3,\dots,n$

Z_{t-n} = data pada periode $t-1, i = 1,2,3,\dots,p$

α_{t-i} = data pada periode $t-1, i = 1,2,3,\dots,q$

θ_0 = nilai konstan

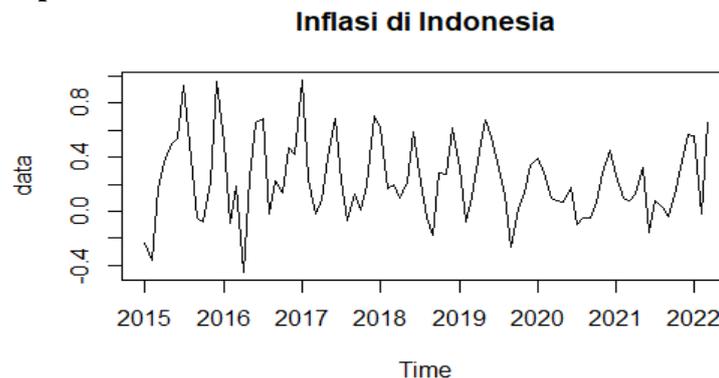
ϕ_p = parameter *autoregressive* ke- p

θ_i = parameter *moving average* ke- q

α_{t-q} = nilai residual pada $t-q$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Deskriptif



Gambar 1. Data inflasi

Berdasarkan Gambar 1 dapat dilihat bahwa dalam kurun waktu 7 tahun, nilai inflasi terendah (*deflasi*) terjadi pada tahun 2016 tepatnya pada bulan april 2016 dengan nilai inflasi sebesar -0,45%. Rendahnya laju inflasi pada tahun 2016 disebabkan oleh penurunan harga pangan karena sudah memasuki masa musim panen dan turunnya harga Bahan Bakar Minyak (BBM). Sedangkan nilai inflasi tertinggi terjadi pada bulan Januari 2017 dengan laju inflasi mencapai 3,29%. Tingginya nilai inflasi pada tahun 2017 disebabkan oleh naiknya seluruh kelompok indeks pengeluaran.

3.2. *Artificial Neural Network Backpropagation*

ANN Backpropagation mempunyai arsitektur jaringan yang terdiri dari variabel input yaitu variabel X_1 hingga X_7 dapat dilihat pada tabel. Secara umum proses *ANN backpropagation* menentukan maksimum *epoch*, target *error* dan *learning rate*. Berikutnya, inialisasi bobot, lalu *feedforward*. Kemudian dilakukan analisis *backpropagation* serta update bias dan bobot. Proses akhir melihat *epoch max*, jika *epoch max* tidak terpenuhi maka kembali ke inialisasi bobot, namun jika *epoch max* sudah memenuhi maka proses selesai. Hasil peramalan dari metode *neural network* menggunakan algoritma

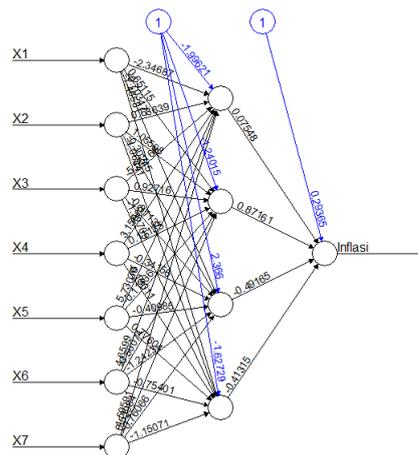
backpropagation diperoleh dari parameter pembelajaran berupa nilai *max iteration* 400, *learning rate* sebesar 0,1 dan fungsi aktivasi sigmoid biner.

Karakteristik yang harus dimiliki oleh fungsi aktivasi *backpropagation* antara lain harus *kontinu*, terdiferensialkan, dan tidak menurun secara monotonis. Salah satu fungsi yang memenuhi ketiga syarat tersebut sehingga sering dipakai adalah fungsi *sigmoid biner* yang memiliki nilai *range* 0 sampai 1 (Fauji & Kusumastuti, 2015). Pemilihan hasil peramalan diperoleh berdasarkan *trial and error* dari suatu arsitektur jaringan. *Trial and error* pada jumlah *neuron hidden layer* dimulai dari neuron terkecil hingga jumlah neuron maksimal yang diinginkan oleh peneliti. Berikut merupakan hasil arsitektur jaringan dari algoritma ANN *Backpropagation*.

Tabel 2. Uji Coba Neuron Hidden Layer

<i>Hidden Layer</i>	MSE	Iterasi
2	0,024597	327
3	0,017884	404
4	0,013520	269
5	0,018492	199
6	0,014038	354
7	0,026098	91
8	0,013530	151
9	0,019335	138
10	0,015855	176

Pada Tabel 2 menunjukkan hasil dari uji coba jumlah *neuron* pada *hidden layer* menunjukkan bahwa jumlah *neuron* sebanyak 4 menghasilkan nilai *error* yang paling kecil dari hasil jumlah *neuron* yang lainnya yaitu 7 *neuron input layer*, 4 *neuron hidden layer* dan 1 *neuron output layer*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode *backpropagation* dengan *hidden layer* sebanyak 4 dan jumlah iterasi 269 kali menghasilkan nilai *error* sebesar 0,013520.



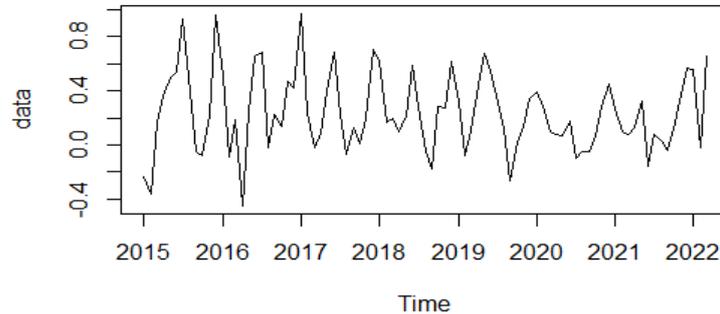
Gambar 2. Arsitektur Jaringan ANN (7-4-1)

3.3 Autoregressive Moving Average (ARMA)

a. Uji stasioner

Uji stasioner dilakukan untuk mengetahui apakah data inflasi sudah stasioner atau belum, yang dimana asumsi ini harus terpenuhi sehingga dapat melakukan peramalan dengan

model ARMA. Proses stasioner data dapat dilakukan dengan menggunakan *time series plot*, uji stasioner terhadap *varians* dan *mean*.



Gambar 3. Plot Data Inflasi

Berdasarkan Gambar 3 dapat dilihat bahwa dalam jangka waktu tersebut plot data menunjukkan pola pergerakan yang stasioner, yang artinya data tersebut tidak perlu melakukan proses diferensiasi dan data tersebut memenuhi asumsi untuk melakukan peramalan menggunakan metode ARMA. Selanjutnya dilakukan uji stasioner terhadap rata-rata dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : data tidak stasioner

H_1 : data stasioner

dimana pada saat nilai *p-value* < $\alpha = 5\%$, maka akan menolak H_0 yang menyatakan data sudah stasioner. Sebaliknya apabila nilai *p-value* > $\alpha = 5\%$ maka terima H_0 yang menyatakan data tidak stasioner. Hasilnya disajikan dalam Tabel 3 berikut:

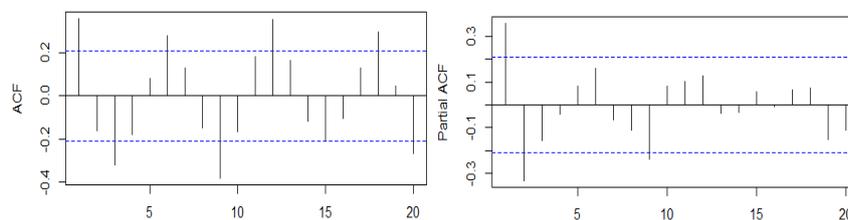
Tabel 3. Uji Stasioner terhadap *Mean*

Uji Adf Test	<i>p-value</i>	Keputusan
	0,01	Tolak H_0

Dari hasil uji stasioner tersebut, diperoleh nilai *p-value* sebesar 0,01 yang menunjukkan bahwa data yang ada menolak H_0 karena nilai *p-value* < $\alpha = 5\%$. Sehingga, dapat disimpulkan bahwa data tersebut sudah stasioner.

b. Identifikasi Model

Setelah melakukan uji stasioner pada data selanjutnya mengidentifikasi model yang terbentuk berdasarkan plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Hasil identifikasi model menggunakan plot ACF dan PACF dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF

Pengambilan keputusan untuk menentukan model ACF dan PACF didasarkan pada garis yang menurun secara eksponensial setelah *lag* ke (*p* dan *q*). Berdasarkan Gambar 4 diketahui bahwa plot ACF pada jumlah 4 *lag* pertama yang mana *lag* 1 keluar garis batas signifikan menunjukkan model MA yaitu $q = 1$. Sedangkan pada plot PACF garis yang keluar batas signifikan sebanyak 2 menunjukkan model AR yaitu $q = 2$. Dalam kasus ini tidak

dilakukan proses *diffrencing* karena datanya sudah stasioner, sehingga untuk model I yaitu $d = 0$. Kemudian dari identifikasi model yang telah diperoleh pada ACF didapatkan model MA (0,0,1) sedangkan PACF didapatkan model AR (2,0,0) serta model gabungan yang terbentuk adalah ARMA (2,0,1). Setelah model ditentukan langkah selanjutnya adalah menentukan model terbaik. Model dikatakan terbaik apabila memiliki nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil dibandingkan dengan model lain.

c. Estimasi Parameter Model

Estimasi parameter model digunakan untuk mengetahui apakah parameter dari model yang diperoleh sudah signifikan atau tidak dilihat dari nilai $p\text{-value} < \alpha = 5\%$. Sedangkan untuk mengetahui model terbaik yang terbentuk dilihat dari nilai AIC terkecil. Berikut tabel pengujian estimasi parameter model.

Tabel 4. Estimasi Parameter Model

Model	<i>p-value</i>	Keputusan
ARMA (0,0,1)	3,348e-09	Signifikan
ARMA (2,0,0)	4,641e-14	Signifikan
ARMA (2,0,1)	2,200e-16	Signifikan

Berdasarkan Tabel 4 estimasi parameter model dapat disimpulkan bahwa semua parameter untuk semua model yang terbentuk telah signifikan atau berpengaruh terhadap model karena memiliki nilai $p\text{-value} < \alpha = 5\%$.

d. Diagnosis Model

Diagnosis model dilakukan untuk mengetahui kesesuaian model berdasarkan kriteria residual yang memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Untuk mengetahui adanya proses *white noise* dilihat menggunakan *Ljung-Box Test*, dengan hipotesis sebagai berikut (Panjaitan et al., 2018):

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k$ (residual *white noise*)

$H_1: \text{Minimal ada satu nilai } \rho_k \neq 0; k=1,2,\dots,k$ (residual tidak *white noise*)

Statistik Uji:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^k \frac{(\hat{\rho}k)^2}{(n - k)}$$

dengan:

$\hat{\rho}k$ = koefisien autokorelasi sisaan pada *lag* ke-k

k = *lag* maksimum

n = banyak pengamatan

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika $Q > X^2_{\alpha; df=k-p}$ atau nilai $p\text{-value} < \alpha = 5\%$, yang artinya bahwa tidak terdapat autokorelasi.

sedangkan untuk melihat apakah data berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*, dengan hipotesis sebagai berikut (Panjaitan et al., 2018):

$H_0: F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik Uji:

$$D = \text{Sup}|S(x) - F_0(x)|$$

Kriteria Uji:

Tolak H_0 jika $D > D_{1-\alpha/2}$ atau nilai $p\text{-value} < \alpha = 5\%$, yang artinya bahwa data berdistribusi normal. Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 5. Hasil Uji Diagnosis Model

Model	<i>p-value</i>		AIC
	<i>White Noise</i>	Distribusi Normal	
ARMA(0,0,1)	0,9802	0,5740	21,96
ARMA(2,0,0)	0,3038	0,4407	17,89
ARMA(2,0,1)	0,7125	0,2315	17,40

Berdasarkan Tabel 5 pengujian asumsi *white noise* diperoleh kesimpulan bahwa ketiga model memenuhi asumsi residual *white noise* dan residual datanya berdistribusi normal karena nilai $p\text{-value} > \alpha = 5\%$ artinya keputusan dari pengujian tersebut adalah terima H_0 . Dari ketiga model yang memenuhi uji signifikansi parameter, uji residual *white noise* dan residual berdistribusi normal, diperoleh model terbaik yaitu model ARMA(2,0,1) karena memiliki nilai AIC lebih kecil dari model lainnya.

$$\begin{aligned}
 Z_t &= \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_n Z_{t-88} + \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \theta_2 \alpha_{t-2} - \dots - \theta_n \alpha_{t-88} \\
 &= 0,81(-0,41) + (-0,49)(-0,39) + \dots + \phi_n(0,48) + \alpha_t - 0,19(0,17) - \\
 &\quad 0,11(0,05) - \dots - \theta_1(0,42)
 \end{aligned}$$

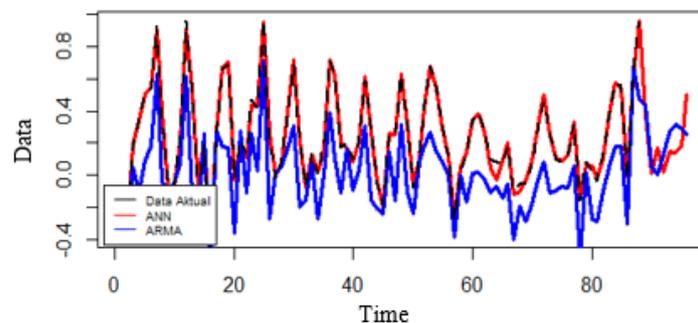
3.4 Perbandingan Metode ANN dan ARMA

Setelah mendapatkan hasil peramalan pada masing-masing metode, langkah selanjutnya adalah menentukan metode terbaik yang cocok digunakan dengan melihat nilai kesalahan (*error*) terkecil. Berikut tabel perbandingan nilai kesalahan (*error*) dari kedua metode.

Tabel 6. Perbandingan Metode ANN dan ARMA

Metode	MSE	RMSE
ANN(7-4-1)	0,0112	0,1061
ARMA(2,0,1)	0,0648	0,2545

Berdasarkan Tabel 6 dapat disimpulkan bahwa metode analisis terbaik untuk peramalan data inflasi di Indonesia bulan Januari 2015 sampai dengan April 2022 adalah menggunakan metode ANN(7-4-1). Hal ini dilihat dari nilai kesalahan (*error*) metode ANN lebih kecil dibandingkan dengan metode ARMA(2,0,1) yaitu dengan nilai MSE = 0,0112 dan RMSE = 0,1061, serta pola grafik dari hasil prediksi mengikuti pola garis data aktual yang berarti bahwa model ini baik untuk digunakan. Berikut visualisasi plot hasil perbandingan metode.



Gambar 5. Plot Hasil Perbandingan Peramalan

4. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan bahwa hasil peramalan menggunakan metode ANN *backpropagation* dan ARMA, diperoleh bahwa metode yang paling optimal digunakan untuk memprediksi inflasi di Indonesia untuk periode yang akan datang adalah ANN *backpropagation* dengan model 7-4-1 menggunakan nilai *epoch* 400 dan *learning rate* 0.1 dengan MSE = 0.0112 dan RMSE = 0.1065. Sedangkan metode ARMA diperoleh model terbaik yaitu ARMA(2,0,1) dengan nilai MSE = 0.0648 dan RMSE = 0.2545. Dari model terbaik didapatkan hasil peramalan inflasi untuk bulan Mei sampai Desember 2022 dengan kisaran 0,01% hingga 0,5%.

DAFTAR PUSTAKA

- Apriaini, Y., & Sofian, I. . (2017). Metode Peramalan Jaringan Saraf Tiruan Menggunakan Algoritma Backpropagatin (Studi Kasus Peramalan Curah Hujan Kota Palembang). *Indonesian Journal of Mathematics and Natural Sciences*, 40(2), 87–91.
- Aprileven, H. P. (2015). Pengaruh Faktor Ekonomi Terhadap Inflasi yang Dimediasi oleh Jumlah Uang Beredar. *Economics Development Analysis Journal*, 4(1), 32–41.
- Ardiansyah, H. (2017). Pengaruh inflasi terhadap pertumbuhan ekonomi di Indonesia. *Jurnal Pendidikan Ekonomi*, Vol.5(No.3).
- Dongare, A. D., Kharde, R. R., & Kachare, A. D. (2012). Introduction to Artificial Neural Network (ANN) Methods. *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)*, 2(1), 189–194.
- Fauji, S. A., & Kusumastuti, A. (2015). Analisis Fungsi Aktivasi Jaringan Syaraf Tiruan untuk Mendeteksi Karakteristik Bentuk Gelombang Spektra Babi dan Sapi. *Unisda Journal Mathematics and Computer Science Jurusan (UJMC)*, 1(1), 55–64.
- Hauriza, B., Muladi, M., & Wirawan, I. M. (2021). Prediksi Tingkat Inflasi Bulanan Indonesia Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan. *Jurnal Teknologi Dan Informasi*, 11(2), 152–167. <https://doi.org/10.34010/jati.v11i2.4924>
- Karomah, Y., & Hendikawati, P. (2014). Estimasi Parameter Bootstrap pada Proses ARMA dan Aplikasinya pada Harga Saham. *UNNES Journal of Mathematics*, 3(2), 126–135.
- Ngestisari, W., Susanto, B., & Mahatma, T. (2020). Perbandingan Metode ARIMA dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan Harga Beras. *Indonesian Journal of Data and Science (IJODAS)*, 1(3), 96–107.
- Nugraha, H. G., & Azhari, S. (2014). Optimasi Bobot Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Particle Swarm Optimization. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 8(1), 25–36. <https://doi.org/10.22146/ijccs.3492>
- Pandji, B. Y., Rohmawati, A. A., & Indwiarti. (2019). Perbandingan prediksi harga saham dengan model arima dan. *Indonesian Journal of Computing*, 4(2), 189–198. <https://doi.org/10.21108/indojc.2019.4.2.344>
- Panjaitan, H., Prahutama, A., & Sudarno. (2018). PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA API MENGGUNAKAN METODE ARIMA, INTERVENSI DAN ARFIMA (Studi Kasus : Penumpang Kereta Api Kelas Lokal Ekonomi DAOP IV Semarang) 1,2,3. *JURNAL GAUSSIAN*, 7(1), 96–109.
- Pawestri, V., Setiawan, A., & Linawati, L. (2019). Pemodelan Data Penjualan Mobil Menggunakan Model Autoregressive Moving Average Berdasarkan Metode

- Bayesian. *Jurnal Sains Dan Edukasi Sains*, 2(1), 26–35.
- Wahyuddin. (2019). Prediksi Inflasi Indonesia Memakai Model ARIMA dan Artificial Neural Network. *Jurnal Tata Kelola Dan Kerangka Kerja Teknologi Informasi*, 5(2), 57–63.
- Yasin, M. (2020). Analisis Pendapatan Asli Daerah dan Belanja Pembangunan Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Kabupaten/Kota Jawa Timur. *Journal of Economic, Business and Accounting*, 3(2), 465–472.
- Yusuf, F. I., & Anjasari, D. H. (2018). Metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters untuk Peramalan Jumlah Wisatawan Nusantara di Kabupaten Banyuwangi. *Unisda Journal of Mathematics and Computer Science (UJMC)*, 4(2), 1–6.