

Komparasi *Forecasting* Tingkat Inflasi di Indonesia menggunakan Metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dan Metode *Seasonal ARIMA*

Ade Rukmana Julianti^{1,a)}, Dadang Ruhiat^{2,b)}, Siti Dwi Rahayu^{3,c)}
 Program Studi Matematika FMIPA Universitas Bale Bandung

^{a)}ader7062@gmail.com

^{b)}dg.ruhiat@gmail.com

^{c)}Haruna.ayu@gmail.com

Abstrak. Sangat sulit untuk meramalkan atau memprediksi peristiwa di masa yang akan datang dikarenakan faktor ketidakpastian yang berpengaruh cukup besar. Namun, masih akan diupayakan metode yang lebih akurat untuk peramalan atau prediksi dengan mengandalkan data yang cukup untuk perencanaan serta pengambilan keputusan di masa yang akan datang. Inflasi menjadi peristiwa yang butuh keakuratan dalam prediksinya agar keputusan dapat diambil dengan baik dan bijaksana. Prediksi untuk inflasi dapat dilakukan dengan beberapa metode diantaranya adalah metode *Seasonal ARIMA* dan metode *Artificial Neural Network Backpropagation*. Tujuan pada penelitian ini adalah untuk membandingkan tingkat akurasi kedua metode tersebut dalam memprediksi tingkat inflasi di Indonesia. Berdasarkan analisis data terpilih *SARIMA(0,1,1)(2,1,1)*¹² sebagai model terbaik dalam memprediksi tingkat inflasi dengan nilai *MAPE* sebesar 7,5% dengan tingkat akurasi sebesar 92,5% yang berarti metode *SARIMA* menjadi yang terbaik dalam peramalan tingkat inflasi.

PENDAHULUAN

Saat ini ada begitu banyak teknik atau metode yang dapat digunakan dalam pemodelan prediktif diantaranya model prediktif yang didasarkan pada model matematika statistik seperti *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, Regresi (parametrik dan non-parametrik), dan *ARIMA* serta model prediktif yang didasarkan pada kecerdasan buatan seperti *Artificial Neural Network*, Algoritma Genetika, *Simulated Annealing*, *Genetic Programming*, Klasifikasi dan *Hybrid* (Gunaryati, 2015).

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) adalah pengembangan dari metode *Box-Jenkins* yang bisa menganalisis pola data yang berulang atau musiman seperti kuartalan, semesteran, dan tahunan (Suwandi, 2021). Metode *SARIMA* memiliki tingkat akurasi yang baik dalam peramalan jangka pendek. Selain itu terdapat *Artificial Neural Network Backpropagation* yaitu metode yang sering kali digunakan untuk menyelesaikan masalah-masalah yang rumit.

Kedua metode tersebut bisa digunakan dalam meramalkan atau memprediksi banyak hal seperti memprediksi permintaan produk di masa mendatang, survei pasar, lalu memprediksi kondisi ekonomi suatu negara, dan lain sebagainya. Pertumbuhan ekonomi menjadi salah satu peristiwa yang dapat diprediksi menggunakan metode-metode prediktif yang sudah dikembangkan. Pertumbuhan ekonomi dikatakan baik ketika tingkat inflasinya menunjukkan kestabilan, maka dari itu pentingnya untuk dapat mengendalikan kestabilan inflasi agar tidak terjadi dampak negatif dalam kondisi sosial ekonomi masyarakat. Prediksi stabilitas inflasi menjadi salah satu upaya untuk menjadi jembatan penghubung agar pemerintah mengetahui nilai inflasi yang akan datang.

Berdasarkan saran yang diberikan Azmi (2023) pada penelitiannya yaitu pemodelan *forecasting* tingkat inflasi di Indonesia menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing* dan *Seasonal ARIMA*, maka penulis termotivasi untuk mengimplementasikan serta mengkomparasikan dua metode yaitu *Seasonal ARIMA* dan *Artificial Neural Network Backpropagation* untuk memprediksi tingkat inflasi di Indonesia. Dengan diperolehnya pemodelan tingkat inflasi terbaik dengan hasil *forecasting* terakurat diharapkan dapat membantu pihak yang membutuhkan taksiran data inflasi sebagai acuan dalam mengambil keputusan yang tepat di masa yang akan datang.

METODE PENELITIAN

Data penelitian yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data tingkat inflasi di Indonesia tahun 2006-2023 yang diperoleh dari laman resmi Bank Indonesia. Metode *Seasonal ARIMA* dan *Artificial Neural Network Backpropagation* adalah metode yang akan digunakan dalam penelitian ini. Prosedur analisis untuk menyelesaikan permasalahan dengan kedua metode tersebut adalah sebagai berikut:

1. Melaksanakan studi literatur lebih dalam dari berbagai sumber mengenai metode *Seasonal ARIMA* dan *Artificial Neural Network Backpropagation*.
2. Melakukan pengumpulan data inflasi bulanan di Indonesia periode 2006 – 2023 melalui laman resmi Bank Indonesia.
3. Mengidentifikasi pola data musiman
4. Melakukan identifikasi kestasioneran data dengan melakukan uji transformasi dan proses *differencing*.
5. Memuat plot *ACF* dan *PACF* yang akan menentukan model sementara *SARIMA* $(p, d, q)(P, D, Q)^S$
6. Menganalisis model *Seasonal ARIMA* dengan melakukan uji diagnostik pada data.
7. Membuat alternatif model *Seasonal ARIMA*
8. Lalu dipilih model terbaik pada metode *SARIMA*.

Memilih model *Seasonal ARIMA* terbaik, yang secara umum bentuk persamaan *SARIMA* $(p, d, q)(P, D, Q)^S$ adalah sebagai berikut (Ruhiat dkk., 2023) :

$$\Phi_p(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\alpha_t \tag{1}$$

Dengan

- Z_t : data pada periode t , $t = 1, 2, 3, \dots, n$
- $(1-B)^d$: tingkat *differencing nonseasonal*
- $(1-B^S)^D$: tingkat *differencing seasonal*
- $\phi_p(B)$: *autoregressive non-musiman*
- $\theta_q(B)$: *moving average non-musiman*
- $\Phi_p(B^S)$: *autoregressive musiman*
- $\Theta_Q(B^S)$: *moving average musiman*
- α_t : residu periode ke t

9. Melakukan tahap analisis data menggunakan *Artificial Neural Network Backpropagation*.
10. Menentukan data input untuk proses pelatihan.
11. Melakukan pelatihan dengan menggunakan metode *ANN-BP*.
12. Melakukan uji kinerja model dengan memprediksi tingkat inflasi di Indonesia untuk satu tahun ke depan.
13. Menghitung nilai error pada model *Artificial Neural Network Backpropagation*.

Melakukan perbandingan keakuratan model *Seasonal ARIMA* dengan *Artificial Neural Network Backpropagation*. Perbandingan akurasi model dari kedua metode tersebut ditentukan dengan nilai *MAPE*, *MSE*, dan *RMSE*.

a. *MAPE*

$$MAPE = \left(\frac{100}{n}\right) \sum \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \tag{2}$$

Dengan:

- Y_t : data aktual pada periode t
- F_t : *forecasting* pada periode t
- n : jumlah periode *forecasting* yang terlibat

Tabel 1. Kriteria Nilai MAPE

Nilai MAPE	Kriteria
< 10%	sangat baik
10% - 20%	Baik
20% - 50%	Cukup

> 50%	Buruk
-------	-------

Sumber: Irfan dkk, 2021

b. *MSE*

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - y_t)^2 \quad (3)$$

Dengan:

n = Jumlah data

y_t = Nilai *output* (prediksi) pada periode ke- t

X_t = nilai data aktual atau observasi pada periode ke- t

Semakin kecil nilai *MSE* yang dimiliki suatu model maka semakin baik pula hasil peramalannya

c. *RMSE*

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - y_t)^2} \quad (4)$$

14. Melakukan Vaidasi model *SARIMA* dan *ANN-BP*.

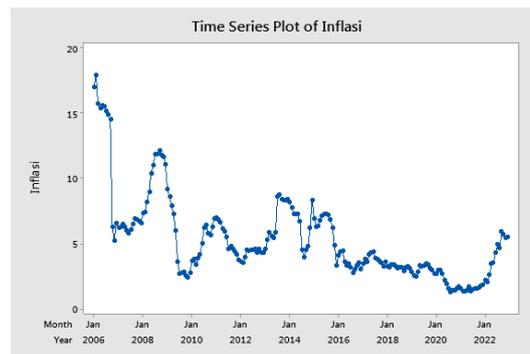
15. Mengambil kesimpulan pada hasil proses analisis.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Identifikasi Model dan Pola Musiman pada Data

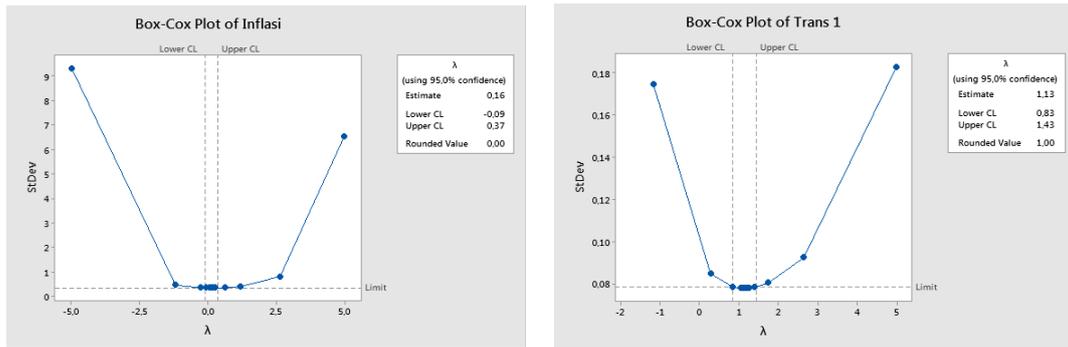
Identifikasi plot data dan pola musiman merupakan langkah pertama dalam proses analisis. Diketahui data inflasi berpola musiman dengan trend menurun seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Periode musiman untuk data tersebut merujuk pada penelitian yang dilakukan oleh Azmi (2023) tentang perbandingan antara model *SARIMA* dengan model *TESM* terhadap hasil prediksi tingkat inflasi, diketahui data musiman inflasi memiliki periode musiman 12 ($S=12$).

Hasil uji transformasi *Box-Cox* menunjukkan nilai *Raunded value* 0,00 seperti yang ditampilkan pada Gambar 4 (a) yang berarti data belum signifikan dan tidak stasioner pada variansi. Setelah dilakukan uji transformasi *Box-Cox* kembali, nilai *Raunded value* berubah menjadi 1,00 sebagaimana yang dapat dilihat pada Gambar 4.2 (b) yang berarti dapat disimpulkan data sudah stasioner terhadap variansi.



Sumber: Minitab 19

Gambar 1. Grafik Deret Waktu pada Tingkat Inflasi



Sumber: Minitab 19

(a). Nilai rounded value 0,00

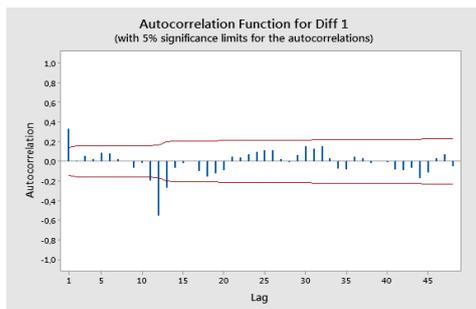
Sumber: Minitab 19

(b). Nilai rounded value 1,00

Gambar 2. Output Minitab 19 Transformasi Box-Cox

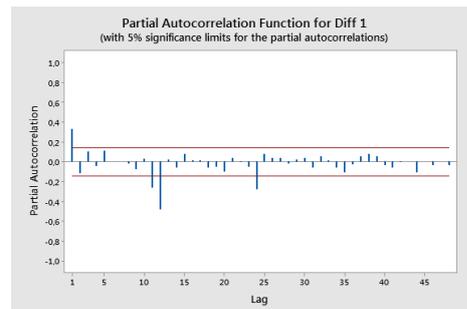
Plot ACF dan PACF

Setelah dilakukan *differencing* non-musiman 1 ($d = 1$) diketahui nilai korelasi pada *lag* musiman 12 adalah -0,290846 yang berarti data belum stasioner dalam rata-rata musiman 12. Untuk mengatasi data yang belum stasioner terhadap rata-rata ini maka dilakukan *differencing* pertama *lag* musiman 12. ($D = 1$). Hasil *differencing* pertama *lag* musman 12 dapat dilihat pada Gambar 3.



Sumber: Minitab 19

(a). Plot ACF



Sumber: Minitab 19

(b). Plot PACF

Gambar 3. Plot ACF dan PACF Tingkat Inflasi setelah Lag non-musiman 12

Berdasarkan plot ACF pada Gambar 3 (a) terlihat plot tersebut dies down untuk pola non-musiman dan dies down pula pada pola musiman. Di Plot PACF pada Gambar 3 (b) menunjukkan bahwa pada pola non-musiman plot PACF cut off setelah lag 1 dan cut off setelah lag 12 di pola musiman. Hasil analisis plot ACF dan PACF tersebut, menghasilkan beberapa alternatif model *Seasonal ARIMA*, diantaranya adalah $(1,1,1)(1,0,1)^{12}$, $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$, $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$, $(1,0,1)(2,1,1)^{12}$, dan $(0,1,1)(0,0,1)^{12}$.

Uji Diagnostik

Dalam prosedurnya Uji diagnostik ini dilakukan dengan dua cara yaitu pendugaan nilai parameter model dan uji kesesuaian model. Berikut ini merupakan hasil uji diagnostik berdasarkan estimasi nilai parameter model-model alternatif *SARIMA* menggunakan *software* Minitab versi 19 yang disusun pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Hasil Uji Signifikasi Parameter Model Alternatif

No.	Model Sarima	Parameter	P - Value	Signifikasi
1.	$SARIMA(1,1,1)(1,0,1)^{12}$	AR 1	0,149	Tidak Signifikan

		SAR 12	0,261	Tidak Signifikan
		MA 1	0,011	Signifikan
		SMA 12	0,000	Signifikan
2.	$SARIMA(1,0,1)(1,0,0)^{12}$	AR 1	0,000	Signifikan
		SAR 12	0,000	Signifikan
		MA 1	0,001	Signifikan
3.	$SARIMA(0,1,1)(2,1,1)^{12}$	SAR 12	0,000	Signifikan
		SAR 24	0,000	Signifikan
		MA 1	0,004	Signifikan
		SMA 12	0,000	Signifikan
4.	$SARIMA(1,0,1)(2,1,1)^{12}$	AR 1	0,000	Signifikan
		SAR 12	0,000	Signifikan
		SAR 24	0,000	Signifikan
		MA 1	0,005	Signifikan
		SMA 12	0,000	Signifikan
5.	$SARIMA(0,1,1)(0,0,1)^{12}$	MA 1	0,001	Signifikan
		SMA 12	0,000	Signifikan

Sumber: Hasil Analisis Data Berdasarkan Minitab 19

Tabel 3. Hasil Uji Ljung-Box Model Alternatif

No.	Model SARIMA	P - Value				Keterangan
		12	24	36	48	
1.	$SARIMA(1,1,1)(1,0,1)^{12}$	0,001	0,012	0,03	0,087	Uji white noise tidak terpenuhi
2.	$SARIMA(1,0,1)(1,0,0)^{12}$	0,025	0,206	0,323	0,545	mendekati white noise
3.	$SARIMA(0,1,1)(2,1,1)^{12}$	0,021	0,153	0,358	0,42	mendekati white noise
4.	$SARIMA(1,0,1)(2,1,1)^{12}$	0,033	0,217	0,413	0,482	mendekati white noise
5.	$SARIMA(0,1,1)(0,0,1)^{12}$	0,006	0,018	0,023	0,055	Uji white noise tidak terpenuhi

Sumber: Hasil Analisis Data Berdasarkan Minitab 19

Model $SARIMA(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ dipilih menjadi model terbaik berdasarkan hasil analisis pada Tabel 2 dan Tabel 3 yang menunjukkan bahwa Model $SARIMA(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ terbukti untuk setiap koefisien model signifikan dan $p - value$ yang paling mendekati white noise.

Pemilihan Model Terbaik Metode SARIMA

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai MAPE, MSE dan RMSE dari model model alternatif yang ada. Hasil perbandingan didapatkan model $SARIMA(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ merupakan model terbaik karena memiliki nilai MAPE yang sangat baik serta nilai MSE dan RMSE yang kecil. Hasil hitung nilai MAPE, MSE, dan RMSE dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Hitung MAPE dan MSE

No.	Model SARIMA	MAPE	MSE	RMSE
1.	SARIMA(1,1,1)(1,0,1) ¹²	20,7%	0,51	0,72
2.	SARIMA(1,0,1)(1,0,0) ¹²	26,7%	0,86	0,93
3.	SARIMA(0,1,1)(2,1,1) ¹²	7,5%	0,07	0,26
4.	SARIMA(1,0,1)(2,1,1) ¹²	9,3%	0,10	0,32
5.	SARIMA(0,1,1)(0,0,1) ¹²	26,9%	0,87	0,93

Sumber: Hasil Analisis Data Berdasarkan Minitab 19

Forecasting SARIMA

Perhitungan model forecasting data tingkat inflasi dengan metode SARIMA(0,1,1)(2,1,1)¹² dengan menggunakan persamaan 1, dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 Z_t = & Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} + \Phi_1 Z_{t-12} - \Phi_1 Z_{t-13} - \Phi_2 Z_{t-24} + \Phi_1 Z_{t-25} \\
 & + \Phi_2 Z_{t-13} - + \Phi_2 Z_{t-14} - + \Phi_2 Z_{t-25} + + \Phi_2 Z_{t-26} - \theta_1 \alpha_{t-12} \\
 & - \theta_1 \alpha_{t-1} + \theta_1 \theta_1 \alpha_{t-13}
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

Diketahui nilai $\Phi_1 = -0,658$, $\Phi_2 = -0,316$, $\theta_1 = -0,210$ dan $\theta_1 = 0,852$ sehingga

$$\begin{aligned}
 Z_t = & Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,658Z_{t-12} + 0,342Z_{t-13} + 0,316Z_{t-14} \\
 & + 0,316Z_{t-24} - 0,342Z_{t-25} - 0,316Z_{t-26} + 0,210 \alpha_{t-1} \\
 & - 0,852 \alpha_{t-12} - 0,179 \alpha_{t-13}
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

Tabel 5. Hasil Forecasting SARIMA

Periode	Perbandingan	
	Data aktual	Data Hasil Forecasting
Januari 2023	5,28	5,27
Februari 2023	5,47	5,37
Maret 2023	4,97	5,02
April 2023	4,33	4,61
Mei 2023	4	4,52
Juni 2023	3,52	3,99
Juli 2023	3,08	3,51
Agustus 2023	3,27	3,54
September 2023	2,28	2,81
Oktober 2023	2,56	2,63
Nopembe 2023	2,86	2,73
Desember 2023	2,61	2,66

Sumber: Hasil Analisis Data

Analisis Data Metode ANN-BP

Data *training* dan data *testing* diperoleh dari laporan tingkat inflasi di Indonesia tahun 2013 – 2023 yang diperoleh dari laman resmi Bank Indonesia. Data *input* yang akan digunakan adalah data tingkat inflasi di Indonesia tahun 2013 – 2017, sedangkan data target adalah data inflasi di Indonesia tahun 2018 – 2020. Akan digunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* yang mengaktifkan *neuron-neuron* untuk menghasilkan *output*. Dengan membandingkan penggunaan jumlah *neuron* pada *hidden layer* maka didapatkan arsitektur jaringan dengan jumlah 5 *neuron*, 6 *neuron*, 7 *neuron* dan 8 *neuron* untuk *hidden layer*.

Pelatihan dan Pengujian Jaringan ANN-BP

Jaringan dengan pola terpilih akan dilakukan pelatihan yang *outputnya* akan dibandingkan dengan data aktual sehingga di dapatkan akurasi untuk data hasil pelatihan. Di dapat untuk jaringan ANN-BP dengan 6 neuron pada *hidden layer* didapatkan nilai MAPE sebesar 4,8%, akurasi model yang dihasilkan sebesar 95,2% dan pola tersebut merupakan nilai akurasi terbesar untuk pelatihan jaringan. Arsitektur jaringan ANN-BP dengan jumlah 6 neuron pada *hidden layer* memiliki nilai MAPE *performance* terkecil. Dapat disimpulkan bahwa arsitektur jaringan tersebut dipilih menjadi model untuk *forecasting* tingkat inflasi. Pada Tabel 6 terdapat data hasil *forecasting* dari model ANN-BP dengan pola 60-6-1 yaitu 60 *neuron input layer*, 6 *neuron hidden layer* dan 1 *neuron untuk output*.

Tabel 6. Data Aktual dan Data Hasil Forecasting ANN-BP

Bulan	Periode	Data Aktual	Data Hasil Forecasting
Jan-23	1	5,28	5,39
Feb-23	2	5,47	5,44
Mar-23	3	4,97	5,37
Apr-23	4	4,33	5,18
Mei-23	5	4	5,27
Jun-23	6	3,52	4,81
Jul-23	7	3,08	4,14
Agust-23	8	3,27	3,99
Sep-23	9	2,28	3,62
Okt-23	10	2,56	3,66
Nop-23	11	2,86	3,89
Des-23	12	2,61	3,97

Sumber: Hasil Analisis Data

Tabel 7. Hasil Hitung MAPE, MSE, dan RMSE

		MAPE	MSE	RMSE
n5	Testing	4,5%	0,028	0,022
	Performance	39,8%	2,03	0,41
n6	Testing	4,8%	0,026	0,021
	Performance	28,8%	0,98	0,29
n7	Testing	2,5%	0,012	0,014
	Performance	63%	4,43	0,61
n8	Testing	5,5%	0,055	0,030
	Performance	32,7%	1,34	0,33

Sumber: Hasil Analisis Data

Validasi dan Kalibrasi Data Aktual dan Forecasting

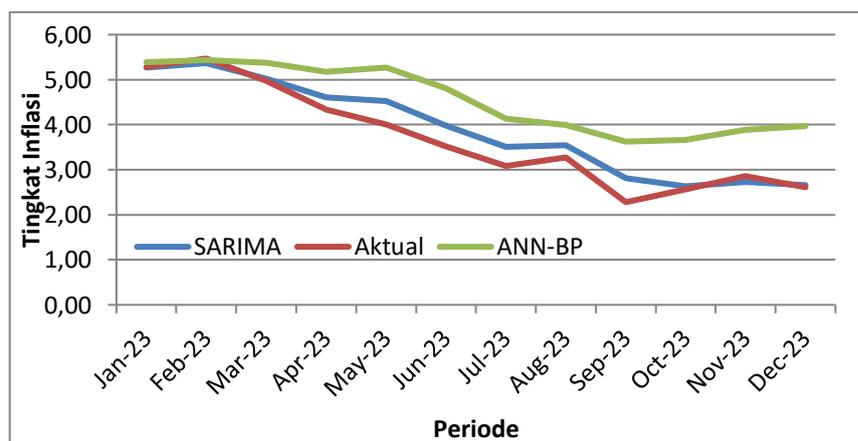
Tahap akhir dari prosedur analisis data adalah melakukan validasi dan kalibrasi perbandingan antara data aktual dengan data hasil *forecasting* SARIMA dan *Artificial Neural Network Backpropagation*. Data aktual pada proses kalibrasi merupakan data pada tahun 2023 dengan *forecasting* selama 12 periode. Berikut **Tabel 4.7** hasil validasi dan kalibrasi data aktual dengan data hasil *forecasting*.

Tabel 8. Hasil Perbandingan Data Aktual dengan Hasil Forecasting

Periode	Data aktual	Forecasting		MAPE		MSE	
		SARIMA	ANN-BP	SARIMA	ANN-BP	SARIMA	ANN-BP
Jan-23	5,28	5,27	5,39	0,002	0,020	0,000	0,011
Feb-23	5,47	5,37	5,44	0,019	0,006	0,011	0,001
Mar-23	4,97	5,02	5,37	0,011	0,081	0,003	0,160
Apr-23	4,33	4,61	5,18	0,064	0,195	0,077	0,715
Mei-23	4	4,52	5,27	0,130	0,318	0,270	1,617
Jun-23	3,52	3,99	4,81	0,132	0,366	0,217	1,663
Jul-23	3,08	3,51	4,14	0,138	0,344	0,182	1,121
Agust-23	3,27	3,54	3,99	0,083	0,220	0,073	0,518
Sep-23	2,28	2,81	3,62	0,231	0,590	0,277	1,808
Okt-23	2,56	2,63	3,66	0,028	0,431	0,005	1,218
Nop-23	2,86	2,73	3,89	0,047	0,361	0,018	1,064
Des-23	2,61	2,66	3,97	0,019	0,521	0,002	1,852
Rata - Rata MAPE				7,5%	28,8%	6,8%	98%

Sumber: Hasil Analisis Data

Hasil analisis data didapatkan nilai *MAPE* untuk model $SARIMA(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ sebesar 7,5% dengan tingkat akurasi sebesar 92,5% dan nilai *MAPE* untuk model jaringan *ANN-BP* sebesar 28,8% dengan tingkat akurasi sebesar 71,2%. Berdasarkan Gambar grafik model $SARIMA(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ nampak sangat mendekati besaran dan perilaku data aktual dari bulan Januari hingga bulan September. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa metode *SARIMA* sangat baik untuk *forecasting* data tingkat inflasi dibandingkan dengan metode *Artificial Neural Network Backpropagation* tidak hanya berdasarkan pada nilai *MAPE* dan *MSE* terkecil tapi juga berdasarkan pada pola grafik yang mengikuti besaran dan perilaku data aktual.



Sumber: Microsoft Excel

Gambar 4. Grafik Perbandingan Data Aktual dan Data Hasil *Forecasting*

KESIMPULAN

Berdasarkan pada hasil pengolahan dan analisis data, peneliti menarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Penerapan metode *SARIMA* dan *ANN-BP* pada peramalan tingkat inflasi di Indonesia didapatkan model terbaik *SARIMA* yaitu $SARIMA(0,1,1)(2,1,1)^{12}$, serta model terbaik *ANN-BP* dengan pola 60-6-1 dengan jumlah 60 neuron *input layer*, 6 neuron *hidden layer*, dan 1 neuron *output layer*.
2. Metode *SARIMA* dengan model $SARIMA(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ dipilih sebagai metode terbaik untuk meramalkan tingkat inflasi dengan nilai *MAPE* sebesar 7,5% dan tingkat akurasi sebesar 92,5%.
3. Pada perbandingan grafik dapat dilihat kedua metode memiliki hasil *forecasting* yang hampir mirip namun model $SARIMA(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ yang paling mendekati dengan data aktual didukung dengan nilai *MAPE*, *MSE*, dan *RMSE* yang memiliki kriteria sangat baik serta nilai akurasi yang lebih tinggi dari *ANN-BP*. Maka dapat disimpulkan bahwa metode *SARIMA* merupakan metode terbaik untuk memprediksi tingkat inflasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis sangat menyadari ada banyak pihak yang berjasa dalam selesainya penulisan jurnal ini. tidak ada persembahan terbaik yang dapat penulis berikan selain rasa ucapan terimakasih kepada semua pihak yang telah banyak memberikan bantuan juga dukungan kepada penulis. Terima kasih juga pada Pak Fadli Azis, M.Mat. selaku pengelola Jurnal Riset Matematika dan Sains Terapan (JRMST) yang telah memberikan kesempatan untuk bisa mempublikasikan artikel penelitian di JRMST ini.

REFERENSI

- 1 Azmi, A. N. (2023). Pemodelan *forecasting* tingkat inflasi di Indonesia menggunakan metode *triple exponential* dan *seasonal ARIMA*. *Skripsi*. 3(1), 19-29. Bandung : Universitas Bale Bandung
- 2 Gunaryati, A., Suhendra, A. (2015). Perbandingan antara metode statistika dan metode neural network pada model peramalan indeks harga perdagangan besar. *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, 20(1), 23-35.
- 3 Laili, B. S., Utomo, D. T., Wijanarko, D. (2023). Implementasi metode *backpropagation neural network* dalam memprediksi hasil produksi kedelai. *Jurnal Teknologi Informasi dan Terapan*. 10(1), 1-6. doi : <https://doi.org/10/25047/jtit.v10i1.145>
- 4 Nursyafina (2020). Pengaruh inflasi dan pertumbuhan ekonomi terhadap tingkat pengangguran di Indonesia. *Skripsi*. Pekanbaru : Universitas Islam Riau.
- 5 Rahmalina, W., Puspita, S. (2021). Pemodelan *seasonal autoregressive integrated moving average* untuk memprediksi jumlah kasus covid-19 di Padang. *Jurnal Matematika Integratif*, 17(1), 23-31, <https://doi.org/10.24198/jmi.v17.n1.32024.23-31>
- 6 Ruhiat, D., Soekarno, I., Kardhana, H., Suwarman, R. (2023). Ten daily rainfall forecasting using SSA algorithms and *Seasonal ARIMA* model to determine the beginning of the rainy season. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 1314(2024), 1-13. doi: 10.1088/1755-1315/1314/1/012121
- 7 Suwandi, G.A. (2021). Model *seasonal autoregressive integrated moving average (sarima)* pada peramalan metode *fuzzy time series markov chain (fts-mc)*. *Skripsi*, Bandar Lampung: Universitas Lampung.
- 8 Vuldari, R. T., Parwitasari, T. A. (2018) Perbandingan model *ar(1)*, *arma(1,1)*, dan *arima(1,1,1)* pada prediksi tinggi muka air sungai Bengawan Solo pada pos pemantau jurug. *MUST: Jurnal of Mathematics Education, Sains & Technology*, 3(1), 1-104. <https://doi.org/10.30651/must.v3i1.1620>
- 9 Wuldari, H., Kurnia, A., Sumantri, B., Kusumaningrum, D., Waryanto, B. (2017). Penerapan analisis regresi *spline* untuk menduga cabai di Jakarta. *Indonesian Journal of Statistics and Its Application*, 1(1), 1-12