



**PERAMALAN HARGA BERAS MENGGUNAKAN METODE *HYBRID*
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE DAN *NEURAL NETWORK*
(ARIMA-NN)**

***RICE PRICE FORECASTING USING HYBRID AUTOREGRESSIVE
INTEGRATED MOVING AVERAGE AND NEURAL NETWORK (ARIMA-NN) METHODS***

Manuela Visakha, Prodi Matematika FMIPA UNY
Dhoriva Urwatul Wustqa*, Prodi Matematika FMIPA UNY
*e-mail: dhoriva_uw@uny.ac.id

Abstrak. Penelitian ini bertujuan untuk mendeskripsikan model dan ketepatan hasil *Hybrid* ARIMA-NN dalam meramalkan harga beras di Indonesia tahun 2015-2021 yang bersumber dari Badan Pusat Statistik. *Hybrid* ARIMA-NN adalah model gabungan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Neural Network*. Peramalan dilakukan dengan cara melakukan pemodelan ARIMA terlebih dahulu, kemudian residual dari ARIMA dimodelkan dengan *Neural Network*. Algoritma dalam *Neural Network* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *backpropagation*. Hasil peramalan menggunakan *Hybrid* ARIMA-NN diukur keakuratannya menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian ini diperoleh model *Hybrid* ARIMA(2,0,0) dan NN(2,9,1) yang terdiri dari AR dengan ordo 2, *differencing* dengan ordo 0, dan MA dengan ordo 0 kemudian model *Neural Network* dengan 2 neuron input, 9 neuron tersembunyi, dan 1 neuron output. Hasil akurasi model *Hybrid* ARIMA-NN diperoleh nilai MAPE sebesar 0,9778% yang menunjukkan bahwa model memiliki tingkat keakuratan yang baik.

Kata kunci: peramalan, harga beras, *Hybrid* ARIMA-NN, *Autoregressive Integrated Moving Average*, *Neural Network*.

Abstract. This study aims to describe the model and the accuracy of the *Hybrid* ARIMA-NN results in predicting rice prices in Indonesia in 2015-2021 which are sourced from the Central Bureau of Statistics. *Hybrid* ARIMA-NN is a combined model of the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) and *Neural Network* models. Forecasting is done by doing ARIMA modeling first, then the residuals from ARIMA are modeled with a *Neural Network*. The algorithm in the *Neural Network* used in this study is *backpropagation*. Forecasting results using *Hybrid* ARIMA-NN are measured for accuracy using Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results of this study obtained *Hybrid* ARIMA(2,0,0) and NN(2,9,1) models consisting of AR with order 2, *differencing* with order 0, and MA with order 0 then the *Neural Network* model with 2 input neurons, 9 hidden neurons, and 1 output neuron. The results of the accuracy of the *Hybrid* ARIMA-NN model obtained a MAPE value of 0.9778% which indicates that the model has a good level of accuracy.

Keywords: forecasting, rice prices, *Hybrid* ARIMA-NN, *Autoregressive Integrated Moving Average*, *Neural Network*.

PENDAHULUAN

Beras merupakan makanan pokok di beberapa negara Asia, khususnya Indonesia. Olahan beras banyak mengandung zat gizi, salah satunya yaitu karbohidrat yang bermanfaat sebagai sumber energi bagi tubuh. Banyaknya gizi yang didapat, menjadikan beras sebagai makanan pokok yang dikonsumsi sebagian besar masyarakat Indonesia. Oleh karena itu, beras menjadi komoditas penting untuk menjaga ketahanan pangan nasional

Menurut Lembaga Ilmu Pengetahuan Indonesia (LIPI) dalam Undang-undang No.7 Tahun 1996 tentang Pangan, ketahanan pangan didefinisikan sebagai kondisi terpenuhinya pangan yang cukup, baik jumlah maupun mutunya, terdistribusi secara adil, aman, dan dengan harga yang terjangkau sesuai dengan kebutuhan masyarakat. Berdasarkan definisi tersebut, salah satu strategi pemerintah untuk memenuhi ketersediaan pangan adalah dengan menjaga stabilitas harga pangan.

Penelitian mengenai peramalan harga beras telah banyak dilakukan. Ohyver & Pudjihastuti (2018) telah melakukan penelitian yang membahas penggunaan metode *Autoregresif Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk peramalan harga beras di Indonesia. Penelitian yang dilakukan oleh Co & Boosarawongse (2007) yaitu peramalan ekspor beras Thailand dengan membandingkan teknik statistik dan jaringan syaraf tiruan (*Artificial Neural Network*). Metode yang digunakan dalam penelitian tersebut yaitu *Holt-Winters Exponential Smoothing*, ARIMA, dan *Artificial Neural Network*. Pada penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode *Artificial Neural Network* (ANN) menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan *Holt-Winters* dan ARIMA. Hal tersebut dikarenakan ANN mampu melacak dan memprediksi data dengan pola non-linear. Penelitian juga dilakukan oleh Apichottanakul et al. (2009) yang menggunakan *Artificial Neural Network* dengan algoritma *backpropagation* dalam memprediksi pangsa pasar beras Thailand di pasar global. Penelitian selanjutnya yaitu penelitian yang dilakukan oleh Ngestisari et al. (2020), yang meramalkan harga beras dengan membandingkan metode ARIMA dan Jaringan Syaraf Tiruan. Pada penelitian tersebut disimpulkan bahwa metode yang paling cocok dan lebih akurat untuk memprediksi harga beras di Indonesia adalah metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation.

Penelitian-penelitian yang menggunakan metode *Hybrid* ARIMA-Neural Network diantaranya yaitu penelitian yang dilakukan oleh Cadenas & Rivera (2010) mengenai peramalan kecepatan angin di Isla de Cedros Baja California, di Cerro de la Virgen Zacatecas, dan di Holbox Quintana Roo. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa model *hybrid* memiliki akurasi yang lebih tinggi dalam meramalkan kecepatan angin di tiga lokasi penelitian dibandingkan model ARIMA dan jaringan syaraf tiruan secara terpisah. Penelitian yang dilakukan oleh de Araújo Morais & da Silva Gomes (2022) menggunakan metode *Hybrid* ARIMA dan *Neural Network* untuk memprediksi kasus harian COVID-19 di dunia dengan tujuan untuk menangkap struktur linear dan non linear dari data. Díaz-Robles et al. (2008) melakukan penelitian mengenai peramalan kualitas udara di Temuco, Chile menggunakan metode *Hybrid* ARIMA dan ANN (*Artificial Neural Network*). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *hybrid* dapat menjadi alat yang efektif untuk meningkatkan akurasi peramalan. Penelitian selanjutnya yaitu penelitian yang dilakukan oleh Babu & Reddy (2014) yang membahas tentang peramalan dengan dataset berupa data sunspot, harga listrik, dan pasar saham. Metode yang diterapkan adalah *Hybrid* ARIMA-ANN, ARIMA individu, dan ANN individu, dimana yang menghasilkan akurasi paling tinggi yaitu metode *hybrid*. Penelitian juga dilakukan oleh Ömer Faruk (2010) yang menunjukkan bahwa model *hybrid* memberikan akurasi jauh lebih baik daripada model ARIMA dan jaringan syaraf tiruan dalam memprediksi kualitas air.

Penelitian ini akan menggunakan metode *Hybrid* ARIMA-NN untuk mendapatkan model peramalan terbaik pada data harga beras di Indonesia. Model *hybrid* adalah teknik menggabungkan dua atau lebih model menjadi satu model. Model ini merupakan gabungan

dari model ARIMA yang biasanya digunakan untuk meramalkan data *time series* dengan pola data linear dan *Neural Network* biasanya digunakan untuk memprediksi dengan pola data non-linear. Menurut Terui & van Dijk (2002), alasan penggabungan model ini adalah asumsi bahwa model tunggal tidak dapat bekerja secara total dalam mengidentifikasi karakteristik *time series*. Metode ARIMA digunakan untuk mendapatkan arsitektur NN yang paling sesuai sehingga dapat diperoleh model NN dengan kinerja peramalan terbaik. Arsitektur yang dimaksud adalah banyaknya input serta jumlah neuron pada lapisan tersembunyi yang akan digunakan dalam pemodelan NN. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah algoritma *backpropagation*.

Berdasarkan hal-hal yang telah diuraikan di atas, melatarbelakangi penulis untuk melakukan penelitian mengenai peramalan harga beras menggunakan metode *Hybrid ARIMA-NN*. Pada penelitian peramalan harga beras sebelumnya belum ada yang menggunakan metode *Hybrid ARIMA-NN*, biasanya hanya menggunakan ARIMA saja, NN saja atau membandingkan keduanya. Oleh karena itu, peneliti melakukan penelitian dengan judul “Peramalan Harga Beras Menggunakan Metode *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average* dan *Neural Network (ARIMA-NN)*”. Harapannya, data hasil peramalan juga bisa mendukung pemerintah dalam mengambil kebijakan yang diperlukan untuk mengantisipasi naik turunnya harga beras.

METODE

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah harga beras bulanan di Indonesia. Sumber data penelitian ini adalah data sekunder yang telah dipublikasikan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) melalui *website* resmi milik BPS yaitu <https://www.bps.go.id/>. Data yang digunakan memiliki rentang waktu Januari 2015 hingga Desember 2021 dalam bentuk periode bulanan dengan jumlah data sebanyak 84 buah.

Langkah Analisis Data

1. Persiapan data
Penelitian ini memerlukan data yang mendukung dan dapat digunakan dalam pengerjaannya. Data yang dibutuhkan oleh penulis adalah data bulanan harga beras di Indonesia dari tahun 2015 hingga 2021.
2. Mendeskripsikan karakteristik data
Membuat grafik *time series plot* data harga beras di Indonesia untuk mengidentifikasi adanya trend, musiman, dan variasi kalender.
3. Proses analisis model ARIMA
Proses ini dilakukan dengan pembentukan model menggunakan ARIMA. Tahapan yang dilakukan adalah sebagai berikut:
 - a. Identifikasi Model
Menganalisis data dengan melakukan pengujian kestasioneran data. Pada tahap ini data harus stasioner dalam ragam dan juga rataan. Uji yang dilakukan untuk mengetahui kestasioneran data terhadap rataan adalah Uji *Augmented Dickey-Fuller*.
Hipotesis:
 $H_0: \gamma = 0$ (data *time series* tidak stasioner terhadap mean)
 $H_1: \gamma < 0$ (data *time series* stasioner terhadap mean)
Taraf signifikansi: α
Statistik uji yang dilakukan dalam pengujian *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* didasarkan pada model berikut (Gujarati, 2003):

$$\Delta X_t = \alpha + \beta t + \gamma X_{t-1} + \sum_{k=1}^K \delta_k \Delta X_{t-k} + e_t$$

Statistik uji:

$$t = \frac{\hat{\gamma}}{SE(\hat{\gamma})}$$

$\hat{\gamma}$ = unit roots

$SE(\hat{\gamma})$ = standard error dari unit roots

Kriteria keputusan:

H_0 ditolak jika nilai $t > t_{n-K-1}$ atau $p - value < \alpha$ dengan n menyatakan banyaknya pengamatan dan K menyatakan banyaknya lag.

Jika data belum stasioner terhadap rata-rata maka harus dilakukan differencing pada data,

Diferensi untuk periode ke- d didefinisikan sebagai berikut:

$$X_t^d = (1 - B)^d X_t$$

Dimana

d = differencing

X_t = Pengamatan pada waktu ke- t

B = operator backshift

Sedangkan jika data belum stasioner terhadap ragam harus dilakukan transformasi data menggunakan transformasi Box-cox dengan persamaan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$y_t = \frac{X_t^\lambda - 1}{\lambda}, \quad \lambda \neq 0$$

$$y_t = \ln X_t, \quad \lambda = 0$$

Dimana

y_t = transformasi Box-Cox

X_t = pengamatan pada periode ke- t

λ = parameter transformasi

Setelah data telah stasioner terhadap varian dan mean, tahap selanjutnya adalah menentukan model AR dan MA dilakukan dengan melihat unsur p pada AR dan q pada MA seperti ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Karakteristik plot ACF dan PACF

Model	Grafik ACF	Grafik PACF
AR(p)	Turun Eksponensial	Cut off setelah lag ke- p (signifikan sampai lag ke- p)
MA(q)	Cut off setelah lag ke- q	Turun eksponensial
ARMA	Turun eksponensial	Turun eksponensial

Sumber: Makridakis et al. (1997)

b. Pemodelan ARIMA

Apabila data sudah stasioner terhadap ragam dan rata-rata, selanjutnya adalah memodelkan ARIMA.

i. Estimasi Parameter

Pada tahap ini dilakukan estimasi parameter untuk menentukan model AR, MA, ARMA, atau ARIMA yang cocok terhadap data. Model ditentukan dengan

memperhatikan ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*). dengan cara *trial and error*. Estimasi parameter yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).

ii. Uji Signifikansi Parameter

Pengujian ini dilakukan untuk memilih model yang layak dan tidak untuk dilanjutkan pada proses selanjutnya. Prosedur uji signifikansi parameter ARIMA dilakukan secara individu yaitu sebagai berikut.

Hipotesis:

Untuk model $AR(p)$

$H_0: \phi_i = 0$ (parameter AR tidak signifikan terhadap model)

$H_1: \phi_i \neq 0$ (parameter AR signifikan terhadap model)

dengan $i = 1, 2, 3, \dots, p$

Untuk model $MA(q)$

$H_0: \theta_i = 0$ (parameter MA tidak signifikan terhadap model)

$H_1: \theta_i \neq 0$ (parameter MA signifikan terhadap model)

dengan $i = 1, 2, 3, \dots, q$

Taraf signifikansi: α

Statistik uji:

Untuk model $AR(p)$

$$t = \frac{\hat{\phi}_i}{SE(\hat{\phi}_i)}$$

Untuk model $MA(q)$

$$t = \frac{\hat{\theta}_i}{SE(\hat{\theta}_i)}$$

Keterangan:

$\hat{\phi}_i$ = penduga parameter model $AR(p)$

$\hat{\theta}_i$ = penduga parameter model $MA(q)$

$SE(\hat{\phi}_i)$ = *standard error* penduga parameter model $AR(p)$

$SE(\hat{\theta}_i)$ = *standard error* penduga parameter model $MA(q)$

Kriteria keputusan:

H_0 ditolak jika $|t| > t_{(\frac{\alpha}{2}, n-r)}$ atau $p - value < \alpha$

Dimana r adalah banyaknya parameter model.

c. Pemilihan Model ARIMA (AIC terkecil)

Model yang memenuhi uji signifikansi parameter kemudian dipilih salah satu dengan melihat nilai AIC terkecil. Tahap ini dilakukan untuk mengambil model ARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC.

d. Peramalan ARIMA

Jika semua tahap telah dilakukan maka tahap selanjutnya adalah peramalan menggunakan Model ARIMA terbaik. Setelah didapatkan hasil peramalan, maka selanjutnya dicari nilai residunya yang akan digunakan pada tahapan selanjutnya dalam pemodelan *Hybrid* ARIMA-NN.

4. Pemodelan *Hybrid* (ARIMA-NN)

Setelah dilakukan peramalan data dengan metode ARIMA, maka tahap selanjutnya adalah mengolah data menggunakan *Neural Network* dengan metode *backpropagation*. Pada tahap ini, residual peramalan dengan model ARIMA yang telah dilakukan sebelumnya

dijadikan sebagai nilai masukan (input) untuk diolah menggunakan *neural network*.

a. Pembagian data

Data residual ARIMA dibagi menjadi 2, yaitu data *training* dan data *testing*. Pembagian data pada penelitian ini menggunakan 80% data *training* dan 20% data *testing*.

b. Normalisasi Data

Sebelum dimodelkan menggunakan *Neural Network*, data residual ARIMA perlu dilakukan normalisasi. Normalisasi dilakukan pada seluruh data input baik data input *training* maupun data input uji dengan persamaan sebagai berikut.

$$X' = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)}$$

dimana :

X' : hasil normalisasi

X : data asli

X_{max} : nilai maksimum data asli

X_{min} : nilai minimum data asli

c. Inisialisasi *Neural Network*

Melakukan inisialisasi pada model NN yaitu *input layer*, *hidden layer*, *output layer*, *learning rate*, dan *epoch*.

d. Pelatihan

Tahap pelatihan ini dilakukan proses pengenalan pada pola data yang telah dinormalisasi untuk mendapatkan nilai bobot yang mampu memetakan antara data input dan data target. Bobot yang dihasilkan pada setiap putaran dapat diganti dan dilakukan berulang kali sampai mencapai batas *learning rate*. Proses pelatihan data dilakukan dengan algoritma *backpropagation* untuk menentukan nilai bobot baru yang akan digunakan pada pengujian berikutnya. Algoritma *backpropagation* memiliki tiga fase, yaitu *feedforward* (umpan maju), *backpropagation* (propagasi mundur), serta pembaruan bobot dan bias. Data yang digunakan pada tahap pelatihan adalah data *training*.

e. Pengujian Data

Pada tahap pelatihan menghasilkan nilai bobot dan bias terbaik yang mewakili sistem jaringan, kemudian nilai bobot dan bias baru tersebut diterapkan pada data *testing* untuk menghasilkan ramalan yang diinginkan. Proses pengujian menggunakan algoritma *backpropagation* kembali namun hanya fase *feedforward*. Tahap *testing* bertujuan untuk mengetahui apakah jaringan dapat bekerja dengan baik dalam meramalkan data yang telah dilatihkan dengan *error* yang kecil.

f. Peramalan dengan *Neural Network*

Selanjutnya didapatkan model jaringan terbaik dengan memperhatikan MAPE tahap pelatihan dan pengujian yang digunakan untuk meramalkan data pada periode yang akan datang. Nilai *error* yang dihasilkan pada tahap ini merupakan nilai error pada peramalan *Hybrid ARIMA-NN*.

g. Peramalan *Hybrid ARIMA-NN*

Pada tahap ini akan dilakukan penggabungan model ARIMA dan *Neural Network* yang telah dilakukan sebelumnya. Kemudian akan dilakukan proses perhitungan untuk menentukan hasil peramalan dengan metode *Hybrid ARIMA-NN* dengan ketentuan bahwa :

$$\hat{z}_t = \hat{x}_t + \hat{y}_t$$

dengan

\hat{x}_t = hasil peramalan ARIMA

\hat{y}_t = hasil peramalan residual ARIMA dengan NN

h. Analisa Hasil Peramalan

Setelah dilakukan peramalan dengan metode *hybrid* ARIMA-NN, tahap selanjutnya yaitu menghitung nilai MAPE. Hal tersebut untuk mengetahui tingkat keakuratan dari hasil peramalan dan bagaimana nilai peramalan dapat mengikuti pola dari data aktual.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - \hat{X}_t|}{|X_t|} \times 100\%$$

dimana

X_t = nilai aktual pengamatan pada periode waktu ke- t

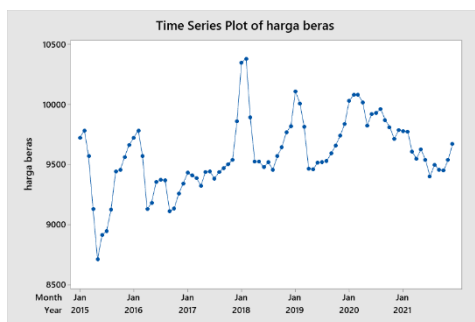
\hat{X}_t = nilai peramalan untuk periode waktu ke- t

n = banyaknya pengamatan (model ARIMA)

n = banyak variabel (model NN)

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Data



Gambar 1. *Time Series* Plot Harga Beras tahun 2015–2021

Berdasarkan Gambar 1 *time series* plot harga beras menunjukkan bahwa data tidak mengandung pola *trend* maupun musiman atau data dapat dikatakan stasioner. Untuk mengetahui dan memastikan apakah data sudah stasioner dilakukan beberapa pengujian yaitu uji *box-cox* dan uji *augmented dickey-fuller*.

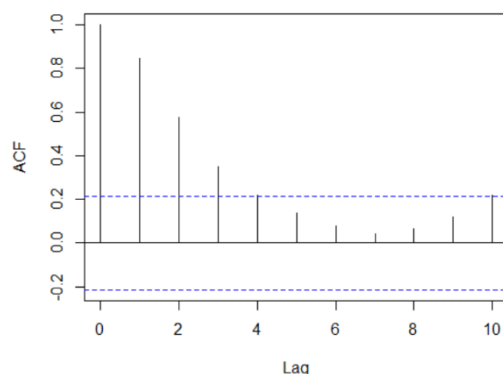
B. Pemodelan Harga Beras di Indonesia dengan ARIMA

Pemodelan harga beras di Indonesia dengan ARIMA terdapat beberapa proses yang harus dilakukan yaitu sebagai berikut.

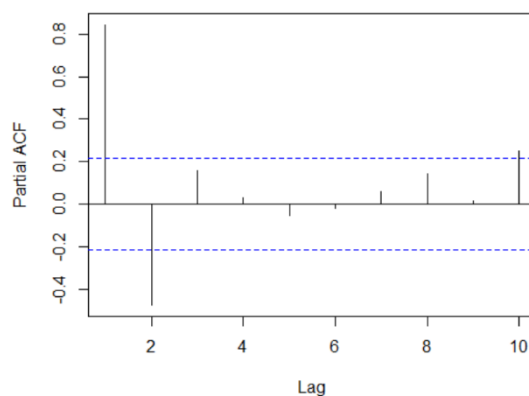
1. Identifikasi Model

Data dikatakan stasioner terhadap ragam apabila nilai λ mendekati 1. Oleh karena $\lambda = 1,1111 > 1$ artinya data stasioner terhadap varians. Data yang sudah stasioner terhadap varians kemudian di uji apakah data sudah stasioner terhadap mean menggunakan Uji *Augmented Dickey-Fuller*. Berdasarkan hasil uji ADF (*Augmented Dickey Fuller*) diperoleh nilai $p - value = 0.037 < 0,05$ yang artinya H_0 ditolak sehingga data harga beras stasioner terhadap mean.

Tahap selanjutnya adalah identifikasi model ARIMA menggunakan plot ACF dan PCAF pada data yang telah stasioner. Dibentuk plot ACF dan PACF data harga beras dengan bantuan *software* R yaitu sebagai berikut:



Gambar 2. Plot ACF Data Harga Beras



Gambar 3. Plot PACF Data Harga Beras

Berdasarkan Gambar 2 Plot ACF menunjukkan garis terpotong setelah lag 3, sedangkan pada plot PACF terpotong setelah lag 2 sehingga didapatkan 11 model yang mungkin yaitu model ARIMA dengan parameter (2,0,2), (2,0,1), (2,0,0), (1,0,0), (1,0,1), (1,0,2), (0,0,1), (0,0,2).

2. Estimasi Parameter

Pada tahap ini akan dilakukan pengujian pengujian parameter model ARIMA apakah parameter tersebut layak digunakan dalam model atau tidak. Hasil uji signifikansi parameter dapat dilihat pada Tabel 2

Tabel 2. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

NO	ARIMA	Parameter	Estimasi	<i>t</i>	<i>p – value</i>	Keterangan
1.	(2,0,2)	ϕ_1	0,8013	2,0128	0,0441	Signifikan
		ϕ_2	-0,1453	-0,4637	0,6428	Tidak signifikan
		θ_1	0,5107	1,3064	0,1914	Tidak signifikan
		θ_2	0,1776	0,8331	0,4048	Tidak signifikan
2.	(2,0,1)	ϕ_1	1,0603	5,8189	5,9e-09	Signifikan
		ϕ_2	-0,3230	-1,9440	0,0519	Tidak signifikan
		θ_1	0,2460	1,3579	0,1745	Tidak signifikan

3.	(2,0,0)	ϕ_1	1,2425	13,1217	2,2e-16	Signifikan
		ϕ_2	-0,4742	-5,0157	5,2e-07	Signifikan
4.	(1,0,0)	ϕ_1	0,8378	14,835	2,2e-16	Signifikan
5.	(1,0,1)	ϕ_1	0,7381	9,6606	2,2e-16	Signifikan
		θ_1	0,4953	5,7354	9,7e-09	Signifikan
6.	(1,0,2)	ϕ_1	0,6268	5,6127	1,9e-08	Signifikan
		θ_1	0,6773	5,0862	3,6e-07	Signifikan
		θ_2	0,2438	2,0227	0,0431	Signifikan
7.	(0,0,1)	θ_1	0,8001	16,299	2,2e-16	Signifikan
8.	(0,0,2)	θ_1	1,2068	12,770	2,2e-16	Signifikan
		θ_2	0,5768	7,553	4,2e-14	Signifikan

Berdasarkan hasil pengujian, didapatkan parameter yang signifikan terhadap model dengan $p - value < 0,05$ diantaranya yaitu $ARIMA(2, 0, 0)$, $ARIMA(1, 0, 0)$, $ARIMA(1, 0, 1)$, $ARIMA(1, 0, 2)$, $ARIMA(0, 0, 1)$, dan $ARIMA(0, 0, 2)$.

3. Pemilihan Model ARIMA (AIC Terkecil)

Pemilihan model dilakukan dengan memilih nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) yang paling kecil. Nilai AIC dari model ARIMA dapat dilihat pada Tabel 3:

Model ARIMA	AIC
(2,0,0)	1075,28
(1,0,0)	1094,98
(1,0,1)	1076,76
(1,0,2)	1075,37
(0,0,1)	1123,69
(0,0,2)	1088,68

Berdasarkan Tabel 3 Didapatkan model terbaik adalah $ARIMA(2,0,0)$ dengan nilai AIC terkecil yaitu 1075,28.

4. Peramalan menggunakan model ARIMA

Model terbaik yang didapatkan adalah $ARIMA(2,0,0)$ akan digunakan untuk meramalkan harga beras di Indonesia yaitu sebagai berikut.

$$X_t = 1,2425X_{t-1} - 0,4742X_{t-2} + e_t$$

Hasil ramalan harga beras di Indonesia tahun 2015-2021 ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Ramalan harga beras tahun 2015-2021 dengan metode ARIMA

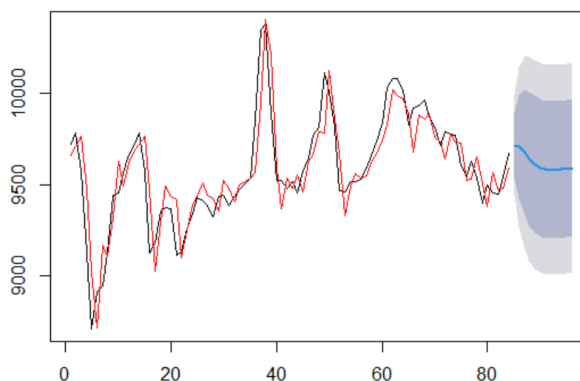
Periode	Aktual	Ramalan	Error	MAPE (%)
Jan-15	9723,46	9660,081	63,37925	0,651818
Feb-15	9784,7	9712,273	72,42656	0,740202
Mar-15	9571,84	9768,555	-196,715	2,055142
Apr-15	9127,77	9475,038	-347,268	3,804517
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Aug-21	9499,36	9380,917	118,4434	1,246857
Sep-21	9455,56	9566,65	-111,09	1,174866
Oct-21	9449,47	9465,874	-16,4043	0,1736
Nov-21	9539,29	9479,078	60,21171	0,631197
Dec-21	9672,54	9593,567	78,97336	0,81647
			MAPE	1,087389

Tabel 5 menunjukkan hasil peramalan harga beras di Indonesia periode berikutnya yaitu tahun 2022, dapat dilihat bahwa pada tahun 2022 harga beras terendah terjadi pada bulan Desember tahun 2022 dan harga tertinggi terjadi pada bulan Januari tahun 2022.

Tabel 5. Ramalan harga beras tahun 2022 dengan metode ARIMA

Periode	Peramalan ARIMA(2, 0, 0)
Jan-22	9716,534
Feb-22	9708,007
Mar-22	9676,549
Apr-22	9641,506
May-22	9612,884
Jun-22	9593,94
Jul-22	9583,974
Aug-22	9580,576
Sep-22	9581,08
Oct-22	9583,317
Nov-22	9585,858
Dec-22	9587,954

Gambar 4 menunjukkan plot data aktual dan hasil ramalan harga beras di Indonesia periode Januari 2015 sampai Desember 2021 dan hasil ramalan untuk periode Januari 2022 sampai Desember 2022.



Gambar 4. Plot Ramalan harga beras dengan metode ARIMA

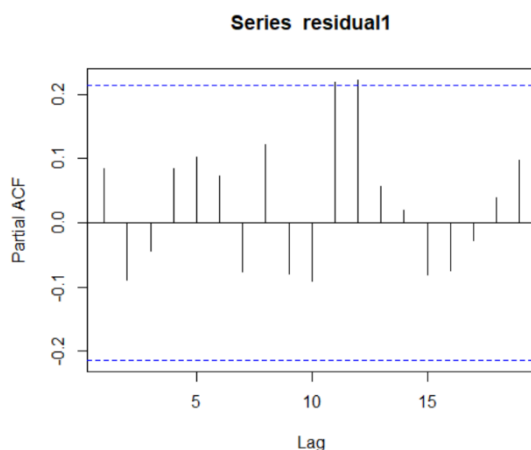
Berdasarkan Gambar 4 terlihat hasil ramalan harga beras tahun 2023 yang ditunjukkan garis warna biru bahwa ramalan harga beras mengalami penurunan.

C. Pemodelan *Hybrid ARIMA-NN*

Residual model ARIMA dimodelkan menggunakan *neural network* yaitu sebagai berikut.

1. Penentuan input jaringan

Penentuan input jaringan dilakukan dengan melihat lag-lag yang signifikan pada Plot *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari residual ARIMA.



Gambar 5. Plot PACF Residual ARIMA

Berdasarkan plot PACF pada Gambar 5 lag yang signifikan adalah Lag 11 dan Lag 12. Dengan demikian, input yang digunakan dalam jaringan adalah sebanyak 2 neuron input.

2. Pembagian Data

Data residual hasil peramalan ARIMA(2,0,0) dibagi menjadi dua yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*) dengan perbandingan 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*. Pembagian ini tidak bulat karena data berjumlah 72, sehingga diperoleh 58 data *training* dan 14 data *testing*.

3. Normalisasi Data

Sebelum proses NN dilakukan, data *training* dan *testing* perlu dilakukan normalisasi menggunakan normalisasi min-max:

$$X' = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)}$$

4. Inisialisasi *Neural Network*

Inisialisasi NN dilakukan untuk menentukan beberapa parameter yaitu jumlah node pada *hidden layer*, *epoch*, dan *learning rate*

Tabel 6. Deskripsi parameter model NN

Parameter	Jumlah	Deskripsi
Input layer	2	Berdasarkan plot PACF Residual ARIMA
Hidden layer	2 – 10	<i>Trial and error</i>
Output layer	1	Data peramalan harga beras
<i>Epoch</i>	1000 – 3000	<i>Trial and error</i>
<i>Learning rate</i>	0,1	<i>Default Matlab</i>

5. Uji Coba Penentuan Model Peramalan

Setelah dilakukan pembagian data dan inialisasi *neural network* sudah ditentukan, selanjutnya dilakukan perhitungan akurasi dari model-model tersebut dengan membandingkan akurasi banyaknya node *hidden layer* yang digunakan.

Tabel 7. Akurasi model NN

Model	MAPE Training (%)	MAPE Testing (%)
(2, 2, 1)	183,2402	132,1449
(2, 3, 1)	144,8377	127,7897
(2, 4, 1)	220,1408	134,0905
(2, 5, 1)	228,6251	137,0984
(2, 6, 1)	153,2131	136,6937
(2, 7, 1)	152,2637	219,2175
(2, 8, 1)	156,6682	184,2695
(2, 9, 1)	159,7384	127,3315

Pengambilan model terbaik ditentukan dari MAPE terkecil pada data testing. Berdasarkan Tabel 7 dapat diketahui bahwa model terbaik yaitu dengan 2 node input layer, 9 node hidden layer, dan 1 node output layer dengan tingkat akurasi sebesar 127,3315%.

Hasil uji coba parameter menggunakan bantuan *software* Matlab dengan mencoba parameter epoch dari 1000 hingga 3000 dengan interval 500 dan *learning rate* 0,1 dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil uji coba parameter NN

Epoch	Learning Rate	MAPE Training	MAPE Testing
1000*	0,1	159,7384	127,3315
1500		170,3675	128,0419
2000		180,3028	128,3618
2500		186,0367	129,4000
3000		189,7614	130,6831

Berdasarkan Tabel 8 didapatkan kombinasi parameter terbaik yang menghasilkan nilai MAPE paling kecil yaitu *epoch* sebesar 1000 dan *learning rate* sebesar 0,1 dengan model NN(2,9,1)

$$\hat{y}_t = \sum_{j'=1}^9 w_{j'1} \cdot \frac{1}{1 + e^{-[v_{0j'} + \sum_{i'=1}^2 x_{i'} v_{i'j'}]}} + w_{01}$$

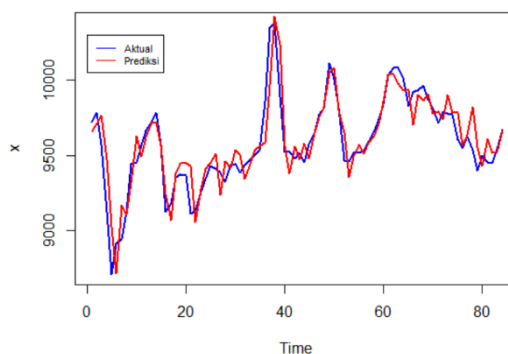
D. Hasil Peramalan Hybrid ARIMA-NN

Dari proses ARIMA, *training*, *testing*, dan uji coba parameter didapatkan model terbaik untuk peramalan harga beras di Indonesia menggunakan metode *Hybrid ARIMA-NN* yaitu *Hybrid ARIMA(2, 0, 0)* dan *NN(2, 9, 1)* dengan *epoch* sebesar 1000 dan *learning rate* sebesar 0,1. Hasil peramalan harga beras di Indonesia tahun 2015 hingga tahun 2021 ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Ramalan harga beras tahun 2015-2021 dengan metode *Hybrid ARIMA-NN*

Periode	Aktual	Prediksi	Error	MAPE
Jan-15	9723,46	9660,081	63,37925	0,651818
Feb-15	9784,7	9712,273	72,42656	0,740202
Mar-15	9571,84	9768,555	-196,715	2,055142
Apr-15	9127,77	9475,038	-347,268	3,804517
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Aug-21	9499,36	9432,54	66,81998	0,703416
Sep-21	9455,56	9610,928	-155,368	1,64314
Oct-21	9449,47	9516,641	-67,1715	0,710849
Nov-21	9539,29	9523,564	15,72557	0,164851
Dec-21	9672,54	9668,565	3,975475	0,041101
			MAPE	0,977807

Gambar 6 merupakan grafik yang menunjukkan prediksi dengan data aktual harga beras di Indonesia tahun 2015-2021.



Gambar 6. Plot Ramalan harga beras dengan metode *Hybrid ARIMA-NN*

Berdasarkan Gambar 6 dapat diketahui perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi memiliki sedikit perbedaan dengan MAPE sebesar 0,9778% .

E. ANALISIS HASIL PERAMALAN

Pada tahap ini akan dilakukan analisis hasil peramalan dari metode ARIMA dan *Hybrid ARIMA-NN*. Hasil peramalan metode ARIMA dan *Hybrid ARIMA-NN* dibandingkan dengan tujuan untuk melihat metode mana yang mampu memberikan hasil peramalan terbaik.

Tabel 10. Perbandingan MAPE peramalan harga beras antara metode ARIMA dan *Hybrid ARIMA-NN*

Metode	Model	MAPE
ARIMA	ARIMA(2, 0, 0)	1,0874%
<i>Hybrid ARIMA-NN</i>	ARIMA(2, 0, 0) – NN(2, 9, 1)	0,9778%

Berdasarkan hasil perbandingan MAPE didapatkan bahwa model *Hybrid ARIMA(2, 0, 0) – NN(2, 9, 1)* memiliki nilai presentase kesalahan lebih kecil dibandingkan dengan model *ARIMA(2, 0, 0)* yaitu sebesar 0,9778%. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model *Hybrid ARIMA(2, 0, 0) – NN(2, 9, 1)* merupakan metode terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan harga beras di Indonesia.

F. PERAMALAN PERIODE BERIKUTNYA

Setelah didapatkan model terbaik yaitu *Hybrid ARIMA(2, 0, 0) – NN(2, 9, 1)*, kemudian dilakukan peramalan periode selanjutnya dengan model tersebut. Peramalan dilakukan pada periode 12 bulan kedepan yaitu tahun 2022.

Tabel 11 Ramalan harga beras tahun 2022 dengan metode *Hybrid ARIMA-NN*

Periode	Peramalan <i>Hybrid ARIMA(2, 0, 0) – NN(2, 9, 1)</i>
Jan-22	9718,526
Feb-22	9730,474
Mar-22	9668,44
Apr-22	9670,25
May-22	9666,34
Jun-22	9513,47
Jul-22	9605,329
Aug-22	9641,304
Sep-22	9553,337
Oct-22	9582,344
Nov-22	9610,451
Dec-22	9617,876

Berdasarkan hasil ramalan beras menggunakan *Hybrid ARIMA-NN* pada Tabel 11 terlihat bahwa harga beras tertinggi terjadi pada bulan Februari 2022 sedangkan harga beras terendah terjadi pada bulan Juni 2022.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah diuraikan pada bab sebelumnya dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Model *ARIMA* terbaik yang terpilih untuk meramalkan harga beras di Indonesia adalah *ARIMA(2,0,0)*. Model terdiri dari *AR* dengan ordo 2, *differencing* dengan ordo 0, dan *MA* dengan ordo 0. Pada uji coba model didapatkan MAPE sebesar 1,0874% yang menunjukkan model tersebut layak untuk digunakan. Residual model *ARIMA* ini dilanjutkan dengan metode *Neural Network (NN)* dengan 1 input layer dengan 2 node, 1 hidden layer dengan 9 node, dan 1 output layer. Jadi, persamaan model *Hybrid ARIMA(2,0,0)-NN(2,9,1)* yang terbentuk yaitu sebagai berikut.

$$\hat{z}_t = 1,2425X_{t-1} - 0,4742X_{t-2} + \sum_{j'=1}^9 w_{j'1} \cdot \frac{1}{1 + e^{-[v_{0j'} + \sum_{i'=1}^2 x_{i'} v_{i'j'}]}} + w_{01}$$

2. Peramalan harga beras di Indonesia menggunakan metode *Hybrid ARIMA-NN* menghasilkan peramalan yang lebih baik dari metode *ARIMA* yaitu dengan nilai MAPE 0,9778% sehingga model tersebut layak digunakan. Hal tersebut menunjukkan bahwa model memiliki tingkat keakuratan yang baik karena nilai *MAPE* < 10%.

Hasil peramalan beras menggunakan Hybrid ARIMA-NN menunjukkan bahwa harga beras tertinggi terjadi pada bulan Februari 2022 yaitu sebesar Rp9730,474 sedangkan harga beras terendah terjadi pada bulan Juni 2022 yaitu sebesar Rp9513,47.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kepada koor Prodi Pendidikan Matematika dan seluruh Dosen Pendidikan Matematika yang telah memberikan ilmu hingga terselesainya artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Apichottanakul, A., Piewthongngam, K., & Pathumnakul, S. (2009). Using an artificial neural network to forecast the market share of Thai rice. *2009 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 665–668. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2009.5373247>
- Babu, C. N., & Reddy, B. E. (2014). A moving-average filter based hybrid ARIMA–ANN model for forecasting time series data. *Applied Soft Computing*, 23, 27–38. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.05.028>
- Cadenas, E., & Rivera, W. (2010). Wind speed forecasting in three different regions of Mexico, using a hybrid ARIMA–ANN model. *Renewable Energy*, 35(12), 2732–2738. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2010.04.022>
- Co, H. C., & Boosarawongse, R. (2007). Forecasting Thailand’s rice export: Statistical techniques vs. artificial neural networks. *Computers & Industrial Engineering*, 53(4), 610–627. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cie.2007.06.005>
- de Araújo Morais, L. R., & da Silva Gomes, G. S. (2022). Forecasting daily Covid-19 cases in the world with a hybrid ARIMA and neural network model. *Applied Soft Computing*, 126, 109315. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109315>
- Díaz-Robles, L. A., Ortega, J. C., Fu, J. S., Reed, G. D., Chow, J. C., Watson, J. G., & Moncada-Herrera, J. A. (2008). A hybrid ARIMA and artificial neural networks model to forecast particulate matter in urban areas: The case of Temuco, Chile. *Atmospheric Environment*, 42(35), 8331–8340. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2008.07.020>
- Gujarati, D. N. (2003). *Basic Econometrics*. McGraw Hill.
- Makridakis, S., Wheelwright, S., & Hyndman, R. J. (1997). *Forecasting: Methods and Applications, 3rd Ed.*
- 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.
- Ohyver, M., & Pudjihastuti, H. (2018). Arima Model for Forecasting the Price of Medium Quality Rice to Anticipate Price Fluctuations. *Procedia Computer Science*, 135, 707–711. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.215>
- Ömer Faruk, D. (2010). A hybrid neural network and ARIMA model for water quality time series prediction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(4), 586–594. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.engappai.2009.09.015>
- Terui, N., & van Dijk, H. K. (2002). Combined forecasts from linear and nonlinear time series models. *International Journal of Forecasting*, 18(3), 421–438. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(01\)00120-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0169-2070(01)00120-0)
- Wei, W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, 2nd edition, 2006.*