

PERAMALAN HARGA BERAS DI KOTA KUPANG DENGAN MENGGUNAKAN MODEL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)

Anita Luisa Toy*

Program Studi Matematika, FST, Universitas Nusa Cendana

e-mail: luisaanita071@gmail.com

Maria A. Kleden

Program Studi Matematika, FST, Universitas Nusa Cendana

e-mail: maria_kleden@staf.undana.ac.id,

Astri Atti

Dosen Program Studi Matematika, FST, Universitas Nusa Cendana

e-mail: astri_atti@yahoo.com

Keristina Br. Ginting

Program Studi Matematika, FST, Universitas Nusa Cendana

e-mail: keristina_ginting@staf.undana.ac.id

Abstrak

Fluktuasi harga beras di Kota Kupang berdampak signifikan terhadap daya beli masyarakat dan stabilitas ekonomi daerah. Oleh karena itu, diperlukan model yang akurat untuk meramalkan harga beras guna mendukung pengambilan kebijakan yang efektif. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model ARIMA terbaik dalam meramalkan harga beras di Kota Kupang serta menghasilkan proyeksi harga untuk dua tahun mendatang. Data yang digunakan berupa data harga beras bulanan dari Januari 2015 hingga Desember 2023 yang diperoleh dari BPS Nusa Tenggara Timur.

Analisis dilakukan melalui beberapa tahap, yaitu analisis deskriptif, uji stasioneritas (Box-Cox dan ADF), identifikasi model melalui plot ACF dan PACF, estimasi parameter, uji diagnostik residual, evaluasi model menggunakan MAE dan MAPE, serta peramalan selama 24 bulan ke depan. Hasil menunjukkan bahwa model ARIMA(1,1,1) merupakan model terbaik dengan nilai MAE sebesar 104,61 dan MAPE sebesar 0,91%, yang menunjukkan tingkat akurasi sangat tinggi. Model ini diproyeksikan menghasilkan tren kenaikan harga beras dari Rp13.422,51 pada Januari 2024 menjadi Rp14.883,48 pada Desember 2025.

Dengan demikian, model ARIMA(1,1,1) dinilai layak digunakan sebagai alat bantu dalam perencanaan kebijakan harga dan ketahanan pangan di Kota Kupang.

Kata Kunci: Peramalan, Harga Beras, Deret Waktu, ARIMA, Kota Kupang.

Abstract

Fluctuations in rice prices in Kupang City have a significant impact on people's purchasing power and regional economic stability. Therefore, an accurate model is needed to predict the price of rice to support effective policy making. This study aims to determine the best Arima model in predicting the price of rice in Kupang City and producing price projections for the next two years. The data used in the form of monthly rice prices from January 2015 to December 2023 obtained from BPS East Nusa Tenggara.

Analysis is carried out through several stages, namely descriptive analysis, stationary test (box-Cox and ADF), identification of models through ACF and Pacf plots, parameter estimates, residual diagnostic tests, model evaluation using MAE and Mape, and forecasting for the next 24 months. The results show that the ARIMA model (1,1,1) is the best model with a MAE value of 104.61 and a mape of 0.91%, which shows the level of accuracy is very high. This model is projected to produce a trend in the increase in rice prices from Rp13,422.51 in January 2024 to Rp14,883.48 in December 2025.

Thus, the ARIMA model (1,1,1) is considered feasible to be used as a tool in planning the price policy and food security in the city of Kupang.

Keywords: forecasting, rice price, time series, arima, kupang city

PENDAHULUAN

Beras merupakan salah satu komoditas utama yang sangat penting karena hampir 90 persen penduduk Indonesia mengonsumsinya. Tingginya tingkat konsumsi beras tanpa adanya peningkatan luas lahan pertanian menyebabkan semakin berkurangnya ketersediaan beras. Permasalahan ketersediaan dan harga beras, khususnya di Kota Kupang, menjadi isu yang signifikan bagi perekonomian masyarakat. Beras adalah komoditas yang dibutuhkan hampir seluruh lapisan masyarakat, dan fluktuasi harga serta produksinya dapat berdampak pada daya beli serta stabilitas ekonomi masyarakat secara keseluruhan. (Lastinawati dkk., 2019).

Sebagian besar penduduk Kota Kupang bekerja di bidang pertanian. Hasil dari sektor pertanian digunakan untuk memenuhi kebutuhan dasar yaitu, beras. Harga beras mengikuti siklus musim panen. Selama musim panen harga beras cenderung murah, sedangkan saat tidak panen harganya menjadi mahal. Mengingat fluktuasi harga beras, pemerintah berusaha untuk menegakkan kebijakan harga agar dapat mengendalikan harga beras baik saat panen maupun di luar musim panen. Hal ini terjadi karena

beras merupakan kebutuhan dasar dan lonjakan harga beras dapat berdampak pada inflasi (Ohyver & Pudjihastuti, 2018).

Produksi beras di Kota Kupang mengalami fluktuasi yang cukup signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Berdasarkan data, pada tahun 2018 produksi beras mencapai sekitar 26.000 ton, tetapi mengalami penurunan hingga mencapai titik terendah sekitar 14.000 ton pada tahun 2020. Penurunan ini kemungkinan besar dipengaruhi oleh faktor cuaca, keterbatasan lahan pertanian, serta kendala dalam sistem irigasi dan distribusi. Namun, pada tahun 2021 produksi mulai mengalami pemulihian dan meningkat dibandingkan tahun sebelumnya. Tren ini terus berlanjut dengan tingkat produksi yang relatif stabil dari tahun 2021 hingga 2023, meskipun dengan sedikit peningkatan pada tahun 2023. Fluktuasi produksi ini dapat berdampak pada ketersediaan beras di pasar, yang pada akhirnya berkontribusi terhadap perubahan harga dan stabilitas pangan di Kota Kupang (Timur, 2025). Selain produksi, rata-rata harga beras di Kota Kupang juga mengalami tren kenaikan dari tahun 2015 hingga 2023. Peningkatan harga ini dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti biaya produksi, distribusi, serta kondisi cuaca yang

memengaruhi hasil panen. Dari tahun 2018 hingga 2022, harga beras cenderung stabil meskipun tetap menunjukkan kecenderungan naik. Namun, pada tahun 2023 terjadi lonjakan harga yang lebih signifikan dibandingkan tahun-tahun sebelumnya. Kenaikan ini dapat disebabkan oleh gangguan pasokan, perubahan kebijakan perdagangan beras, atau faktor eksternal lainnya yang memengaruhi harga (Badan Pusat Statistik, 2024).

Salah satu metode yang sering digunakan untuk memprediksi atau meramalkan dalam jangka pendek yang tepat dan akurat adalah metode *Autoregressive Integrated Average* (ARIMA). Model dengan metode Box Jenkins yang digunakan untuk peramalan nilai yang akan datang dalam runtun waktu (*time series*). Secara umum model ARIMA dituliskan dengan notasi ARIMA (p,d,q), dimana *p* adalah orde dari proses AR, *d* menyatakan orde *difference* (pembedaan) yang dilakukan agar data stasioner, dan *q* menyatakan orde dari proses MA. Model ARIMA adalah model yang secara keseluruhan mengabaikan variabel independen dalam melakukan peramalan. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat. Oleh karena itu, akan diteliti mengenai peramalan harga beras di Kota Kupang dengan menggunakan Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Tarigan dkk., 2024).

KAJIAN TEORI

Analisis Deret Waktu (*Time-Series Analysis*)

Analisis deret waktu atau time series adalah pengamatan terhadap satu atau lebih variabel yang dilakukan secara berurutan pada periode waktu yang konsisten. Pada tahun 1976, George Box dan Gwilyn Jenkins mengemukakan analisis deret

waktu. Analisis deret waktu merupakan salah satu metode statistik yang digunakan untuk meramalkan peristiwa dimasa mendatang (Nisa dkk., 2024).

Klasifikasi Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

ARIMA atau yang dikenal sebagai metode deret waktu Box-Jenkins, adalah singkatan dari *Autoregressive Integrated Moving Average*. Nilai-nilai data untuk periode yang akan datang ditentukan secara linier berdasarkan data yang sudah ada sebelumnya dan kesalahan acak. ARIMA terbagi menjadi tiga kategori, yaitu (Khoiri, 2023):

1. Model *Autoregressive* (AR)

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah model matematis yang digunakan untuk menganalisis dan meramalkan data *time series*. Di mana untuk mengatahui bahwa variabel *dependen* dipengaruhi oleh *dependen* itu sendiri pada periode sebelumnya. Model AR orde ke-*p* atau AR (*P*). Secara umum dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z_t = \phi Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t$$

2. Model *Moving Average* (MA)

Model *Moving Average* merupakan nilai *time series* pada waktu *t* yang dipengaruhi oleh unsur kesalahan pada waktu sekarang dan unsur kesalahan terbobot pada masa lalu. Model *Moving Average* order *q*, dinotasikan menjadi MA(*q*). Secara umum, model MA(*q*) adalah:

$$Z_t = a_t + \dots + \theta_1 a_{t-1} + \theta_q a_{t-q}$$

Dengan *Z_t* adalah Nilai variabel dependen pada waktu *t*, *a₁*, *a_{t-1}* ... *a_{t-q}* menyatakan Kesalahan pada waktu *t*, *t*-1,..., *t-q* dan *θ₁* ... *θ_q* merupakan koefesien *Moving Average*

3. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model ARMA (*p,q*) merupakan kombinasi dari model AR(*P*) dan MA(*q*), yaitu:

$$Z_t = \phi Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_q a_{t-q}$$

Model Autoregressive Integretet Moving Average (ARIMA)

Model Autoregressive Integretet Moving Average (ARIMA) adalah salah satu model non stasioner. Model ini terdiri dari dua model yaitu model Autoregresi dan Moving Average. Bentuk umumnya sebagai berikut (Ngestisari dkk., 2020).

$$(1 - B)^d X_t = \beta_1 Z_{t-1} + \cdots + \beta_p Z_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_q a_{t-q}$$

Keterangan:

B : Differencing

X_t : variabel dependen pada waktu t

β_i : Koefesien Autoregressive; $i = 1,2,3,\dots$

a_t : nilai galat, $i = 1,2,3,\dots$

θ_1 : parameter moving average, $i = 1,2,3,\dots$

Identifikasi Model Time Series

Hal yang perlu diperhatikan adalah bahwa sebagian besar data runtun waktu bersifat tidak stasioner. Unsur-unsur AR dan MA dalam model ARIMA hanya dapat diterapkan ketika data runtun waktu bersifat stasioner. Suatu data dinyatakan stasioner jika proses yang mendasari runtun waktu tersebut berlandaskan pada stasioner dalam mean dan varians yang tetap. Maka dari itu, jika data runtun waktu tersebut belum stasioner dalam mean, maka perlu dilakukan differencing. Proses differencing orde ke-d dapat ditulis sebagai berikut (Effindi & Rufaidah, 15 September 2018).

$$(1 - B)^d X_t = \beta_1 Z_{t-1} + \cdots + \beta_p Z_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_q a_{t-q}$$

Sedangkan apabila data tersebut tidak stasioner dalam varians maka dapat dilakukan transformasi Box-Cox.

Tabel Tranformasi Box-Cox

Nilai Estimasi λ	Tranformasi
-1,0	$\frac{1}{Y_t}$

-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Y_t}}$
0,0	$\ln \ln Y_t$
0,5	$\sqrt{Y_t}$
1,0	Y_t

Identifikasi model selanjutnya adalah Autocorrelation Function (ACF) yang bertujuan untuk mendapatkan orde AR (p) dan model MA (q). Autocorrelation Function adalah hubungan antara Y_t dengan Y_{t+k} . Selain melihat plot ACF, identifikasi time series juga dapat dilihat dari plot partial Autocorrelation Funcation (PACF). Plot partial Autocorrelation Funcation adalah korelasi antara antara Y_t dengan Y_{t+k} setelah dipendensi linear $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k-1}$ dikeluarkan.

Identifikasi model ARIMA dapat dilakukan dengan melihat plot ACF dan plot PACF sebagai berikut.

Tabel Plot ACF dan Plot PACF Model ARIMA

Model	Plot ACF	Plot PACF
AR(P)	Turun cepat secara eksponensial (<i>dies dwon</i>)	Terpotong setelah lag ke-p
MA(q)	Terpotong setelah lag ke-p	Turun cepat secara eksponensial (<i>dies dwon</i>)
ARMA(p,q)	Turun cepat setelah lag (q-p)	Turun cepat setelah lag (p-q)

Estimasi Parameter

Estimasi parameter dilakukan setelah mendapatkan model sementara yang diperoleh

melalui identifikasi pada plot ACF dan PACF. Metode *conditional least square* biasa digunakan dalam estimasi parameter. CLS untuk model AR(1) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$S(\phi_1, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 \\ = \sum_{t=2}^n [(Y_t - \mu) - \phi_1(Y_{t-1} - \mu)]^2$$

Uji signifikansi parameter dilakukan untuk mengatahui apakah parameter model sudah signifikan atau tidak. Dengan pengujian signifikansi parameter sebagai berikut, (Sinu dkk., 2024)

$$H_0: \phi = 0 \text{ (parameter AR tidak signifikan)}$$

$$H_0: \phi_i \neq 0 \text{ dimana } i =$$

1,2, ..., p (parameter AR signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\phi_i}{SE(\phi_i)}$$

Jika taraf signifikan $\alpha = 5\%$, maka kriteria keputusan yang digunakan yaitu tolak H_0 dan jika $|t\text{-value}| > t_{\alpha/2, db=n-p}$ atau $P\text{-value} < \alpha$. Dimana n yaitu banyaknya data 2 dan p yaitu banyaknya parameter.

Diagnosa

Tahap setelah estimasi parameter adalah diagnosa. Pada tahap ini dilakukan uji asumsi residual yang meliputi uji *white noise*. *White noise* adalah proses stasioner dengan menggunakan fungsi autokovariansi. Uji asumsi *white noise* merupakan barisan variabel acak yang tidak berkorelasi. Uji ini menggunakan metode Ljung-Box. Residual bersifat *white noise* artinya tidak ada korelasi antar residual mean sama dengan nol dan varian konstan. Pada uji *white noise* dapat dilakukan dengan mengamati plot ACF apabila model residual ACF tidak terjadi korelasi maka bersifat *white noise*. Uji asumsi *white noise* dilakukan dengan uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut (Yuliyanti & Arliani, 2024).

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$$

H_1 : Minimal ada satu ρ_i yang tidak sama dengan nol, $i: 1,2,3,\dots,k$

Statistik uji :

$$Q^* = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{p}^2_k}{(n-k)}, n > k$$

Dengan n adalah jumlah data pengamatan, \hat{p}^2_k adalah ACF residual lag ke- k dan Q^* menyatakan Parameter berdistribusi chi-square

Taraf signifikan α , dengan kriteria keputusan tolak H_0

Jika $Q < \chi^2_{\alpha, K-p-q}$ atau $p\text{-value} > \alpha$

Peramalan

Setelah data memenuhi asumsi pada pengujian diagnosa, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan untuk menghitung nilai ramalan titik dan ramalan interval. Persamaan untuk menghitung taksiran ramalan titik pada waktu $n+l$ adalah sebagai berikut:

$$E(Y_n, Y_{n-1}, \dots, Y_1) = \hat{Y}(l)$$

Pemilihan Model Terbaik

Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error adalah salah satu metrik yang digunakan untuk mengukur seberapa besar rata-rata kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi/peramalan.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Z_t - \hat{Z}_t|$$

Dengan Z_t Data Aktual dalam penelitian, \hat{Z}_t nilai ramalan hasil prediksi dan umlah data *Out-Sample*
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE adalah ukuran kesalahan prediksi dalam bentuk persentase. MAPE banyak digunakan karena mudah diinterpretasikan secara langsung sebagai persentase kesalahan. Semakin kecil nilai MAPE, semakin baik kinerja model (Khairunnisa dkk., 2022).

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{Z_t}$$

METODE (GUNAKAN STYLE SECTION)

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis deret waktu ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Tujuan utama dari metode ini adalah membentuk model terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan harga beras di Kota Kupang secara akurat berdasarkan data historis. Tahapan dalam metode ini terdiri dari pengumpulan data, transformasi, identifikasi model, pengujian, evaluasi, dan peramalan. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa harga beras rata-rata bulanan di Kota Kupang dari Januari 2015 hingga Desember 2023. Sumber data diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Nusa Tenggara Timur. Data ini bersifat univariat dan berskala interval.

Langkah awal dalam penelitian adalah analisis statistik deskriptif guna memahami kecenderungan umum dari data harga beras, seperti nilai tengah, penyebaran data, dan pola musiman. Visualisasi grafik deret waktu dilakukan untuk menilai tren dan fluktuasi harga dari waktu ke waktu. Data kemudian dibagi menjadi dua subset, yakni data pelatihan (Januari 2015–Juli 2023) untuk pembentukan model, dan data pengujian (Agustus–Desember 2023) untuk validasi hasil peramalan. Pengujian stasioneritas dilakukan untuk memastikan bahwa data memenuhi syarat analisis ARIMA. Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) digunakan untuk menguji stasioneritas mean, sedangkan transformasi Box-Cox diterapkan jika data menunjukkan varians yang tidak konstan. Bila data belum stasioner, dilakukan proses differencing hingga memenuhi kriteria stasioneritas. Identifikasi nilai parameter model

dilakukan melalui analisis plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). Nilai p dan q dipilih berdasarkan pola lag yang signifikan pada kedua plot tersebut, sedangkan nilai d diperoleh dari jumlah differencing yang dilakukan. Estimasi parameter dilakukan dengan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE), dan pengujian signifikansi dilakukan menggunakan nilai p-value. Setelah parameter model diperoleh, dilakukan uji diagnostik residual menggunakan uji Ljung-Box untuk memastikan bahwa residual bersifat acak (white noise). Model kemudian dievaluasi menggunakan kriteria Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Model terbaik adalah model yang memiliki nilai kesalahan terkecil dan residual yang tidak menunjukkan pola autokorelasi. Model ARIMA terbaik digunakan untuk meramalkan harga beras pada data pengujian serta untuk proyeksi harga selama dua tahun ke depan, yaitu periode Januari 2024 hingga Desember 2025. Hasil peramalan dianalisis lebih lanjut untuk mengukur tingkat error dan keandalan model dalam memproyeksikan tren harga beras yang mendekati harga aktual.

HASIL DAN PEMBAHASAN

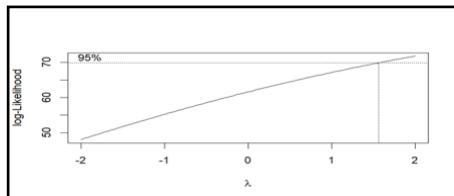
STATISTIK DESKRIPTIF

Analisis statistik deskriptif terhadap data harga beras di Kota Kupang dilakukan untuk memperoleh gambaran umum mengenai sebaran dan kecenderungan data. Tabel berikut menyajikan hasil perhitungan statistik deskriptif harga beras dari Januari 2015 hingga Desember 2023.

Variabel	Min	Maks	Mean	Median	Sta.D eviasi	Varians
Harga Beras	8888	12747	11197	11270	577	332675

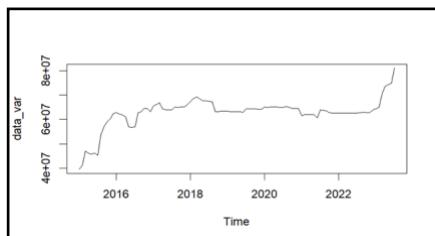
Statistik deskriptif menunjukkan bahwa harga beras di Kota Kupang selama periode pengamatan memiliki rata-rata sebesar Rp11.197, dengan nilai minimum Rp8.888 dan maksimum Rp12.747. Nilai median yang mendekati mean menunjukkan distribusi data yang simetris. Standar deviasi sebesar 577 mengindikasikan tingkat penyebaran data yang sedang, sedangkan varians sebesar 332.675 menunjukkan ketebalan harga tanpa fluktuasi ekstrem.

Identifikasi Time Series Plot Harga Beras di Kota Kupang



Gambar 1. Time Series Plot

Terlihat pada *time series plot* bahwa nilai optimum berada pada nilai puncak dengan $\lambda = 2$ sehingga dikatakan data belum stasioner dalam varians.



Gambar 2. Hasil Tranformasi

Gambar 2 terlihat bahwa data harga beras sudah stasioner dalam varians.

Tabel 1 Output Augmented Dicky-Fuller

Augmented Dicky-Fuller			
Dicky-Fuller	Lag Order	p-value	Keterangan
-3,0499	4	0,1414	Tidak Stasioner

Berdasarkan *output* tersebut, diperoleh nilai p_{value} sebesar 0,1414. Karena $p_{value} > \alpha (0,05)$

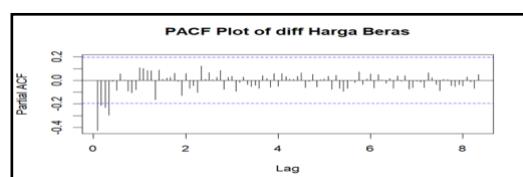
dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dalam mean. Oleh sebab itu, perlu dilakukan *differencing* lanjutan.

Tabel 2 Output Augmented Dicky-Fuller

Augmented Dicky-Fuller			
Dicky-Fuller	Lag Order	p-value	Keterangan
-6,936	4	0,001	Stasioner

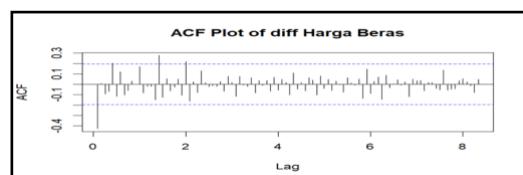
Setelah *differencing* dua kali terlihat pada Tabel 2 bahwa data sudah stasioner dalam mean.

Identifikasi Model



Gambar 3 plot PACF

Berdasarkan plot PACF pada Gambar 3, terlihat bahwa lag ke-1 dan ke-2 menunjukkan korelasi parsial yang signifikan, sementara lag setelahnya berada dalam batas signifikansi. Hal ini mengindikasikan bahwa komponen autoregressive (AR) dalam model ARIMA kemungkinan berada pada orde 1 atau 2 ($p = 1$ atau $p = 2$).



Gambar 4 plot ACF

Berdasarkan plot ACF pada Gambar 4, terlihat adanya autokorelasi signifikan pada lag ke-1, yang kemudian menurun dan berada dalam batas signifikansi pada lag-lag berikutnya. Pola ini menunjukkan bahwa komponen Moving Average (MA) dalam model ARIMA kemungkinan berada pada orde 1 atau 2 ($q = 1$ atau $q = 2$).

Estimasi Model Parameter

Berdasarkan model ARIMA yang telah diperoleh dari nilai parameter p, d, q yang

membentuk model AR dan MA (ARIMA) akan dipilih model terbaik dengan metode *conditionally least square* (CLS), dengan uji hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \beta = 0 \text{ (Parameter tidak signifikan)}$$

$$H_1: \beta \neq 0 \text{ (Parameter signifikan)}$$

β adalah nilai parameter ARIMA dengan taraf signifikansinya adalah $\alpha = 0,05$.

Tabel 3 Uji Signifikansi Parameter

ARIMA	Paremeter	P-Value	Signifikansi
(1,1,0)	ϕ_1	0,02367	Signifikan
(0,1,1)	θ_1	0,03962	Signifikan
(1,1,1)	ϕ_1	1,143e-12	Signifikan
	θ_1	6,677e-05	Signifikan
(2,1,0)	ϕ_1	0,04285	Signifikan
	ϕ_2	0,32158	Tidak Signifikan
(2,1,1)	ϕ_1	1,992e-12	Signifikan
	ϕ_2	0,4275	Tidak
	θ_1	1,738e-14	Signifikan
(2,1,2)	ϕ_1	0,6463492	Tidak
	ϕ_2	0,0013287	Signifikan
	θ_1	0,8765479	Tidak
	θ_2	0,0004652	Signifikan
(1,2,0)	ϕ_1	4,322e-07	Signifikan
(0,2,1)	θ_1	2,2e-16	Signifikan
(1,2,1)	ϕ_1	0,4351	Tidak
	θ_1	<2e-16	Signifikan

Dapat dilihat dari tabel uji signifikansi parameter model *conditionally least square* (CLS). Terdapat lima model yang signifikan, yaitu ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,2,0), dan ARIMA (0,2,1).

Pemeriksaan Diagnostik

Setelah diperoleh model ARIMA yang signifikan, dilakukan pemeriksaan diagnostik

residual untuk memastikan bahwa residual bersifat white noise. Uji Ljung-Box digunakan untuk mengevaluasi keberadaan autokorelasi pada residual.

Dengan β adalah nilai parameter model ARIMA dengan taraf signifikan $\alpha = 0,05$.

Hipotesis uji Ljung-Box:

$$H_0: \text{White Noise}$$

$$H_1: \text{Tidak White Noise}$$

Tabel 4 Uji Ljung-Box

Model ARIMA	Q*	Df	p-value	Keterangan
(1,1,0)	18,889	21	0,5923	White Noise
(0,1,1)	18,669	21	0,6063	White Noise
(1,1,1)	23,964	21	0,2948	White Noise
(1,2,0)	39,376	21	0,008848	Tidak White Noise
(0,2,1)	23,483	21	0,3188	White Noise

Berdasarkan Tabel 4, uji Ljung-Box terdapat empat model yang *white noise*, yaitu model (1,1,0), (0,1,1), (1,1,1) dan (0,2,1). Keempat model tersebut memiliki nilai $p_{value} >$ taraf signifikan yaitu 0,05 sehingga model tersebut dikatakan *white noise*. Oleh sebab itu, model tersebut dapat digunakan dalam penelitian ini.

Pemilihan Model Terbaik

Setelah diperoleh model yang memenuhi asumsi, maka selanjutnya akan dilakukan uji kelayakan model sehingga dapat diperoleh model terbaik. Dalam pemilihan model terbaik menggunakan kriteria kesalahan peramalan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Tabel 5 Pemilihan Model Terbaik

Model ARIMA	MAPE	MAE
ARIMA (1,1,0)	4,68%	644,684
ARIMA (0,1,1)	4,94%	679,816

ARIMA (1,1,1)	3,13%	429,816
ARIMA (0,2,1)	5,30%	363,516

Berdasarkan Tabel 4.11, model ARIMA (1,1,1) dipilih sebagai model terbaik karena menghasilkan nilai MAE dan MAPE terkecil secara bersamaan, yaitu 429,816 dan 3,13%. Meskipun model ARIMA (0,2,1) memiliki MAE yang lebih rendah (363,516), nilai MAPE-nya yang tinggi (5,30%) menunjukkan ketidakkonsistenan dalam memprediksi data aktual secara relatif. Oleh karena itu, ARIMA (1,1,1) dipilih karena memberikan keseimbangan terbaik antara akurasi absolut dan relatif, serta memenuhi asumsi diagnostik residual.

Persamaan model ARIMA (1,1,1) dapat dituliskan dengan:

$$(1 - B)(1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_1 B^p) X_t = (1 - \theta_1 B + \cdots + \theta_1 B^q) a_t$$

$$(1 - B)(1 - 0,9418 B) X_t = (1 - 0,8052 B) a_t$$

$$(1 - 1,9418 B + 0,9418 B^2) X_t = a_t - 0,8052 a_t$$

$$X_t - 1,9418 X_{t-1} + 0,9418 X_{t-2} = a_t - 0,8052 a_t$$

$$X_t = 1,9418 X_{t-1} - 0,9418 X_{t-2} - 0,8052 a_t$$

Dengan interpretasi model peramalan yaitu : Nilai peramalan pada waktu ke t dipengaruhi oleh nilai dua periode masa lalu ditambah dengan error dari orde q .

Pemeriksaan keakuratan dari model ARIMA (1,1,1)

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{Z_t} = 0,91\%$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Z_t - \hat{Z}_t| = 104,61$$

Hasil evaluasi model ARIMA(1,1,1) menunjukkan nilai MAE sebesar 104,61 dan MAPE sebesar 0,91%. Nilai MAE yang rendah menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan peramalan harga beras per periode tergolong kecil dan masih dalam batas wajar. Sementara itu, MAPE yang kurang dari 1% menandakan tingkat akurasi yang sangat tinggi secara relatif. Dengan demikian, model ARIMA(1,1,1) terbukti mampu memberikan

peramalan harga beras yang sangat baik dan layak digunakan untuk periode selanjutnya di Kota Kupang.

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan hasil yang telah diperoleh maka dapat ditarik kesimpulan bahwa:

1. Model terbaik yang diperoleh dari peramalan harga beras di Kota Kupang tahun 2015-2023 adalah model ARIMA(1,1,1). Model ini dipilih karena memiliki nilai *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) paling rendah dibandingkan dengan model-model kandidat lainnya, serta memenuhi syarat diagnostik residual (*white noise*). Model ARIMA(1,1,1) juga menunjukkan pola prediksi yang sejalan dengan tren data historis, baik dalam jangka pendek maupun menengah.
2. Berdasarkan model ARIMA (1,1,1), dilakukan peramalan harga beras untuk periode 24 bulan ke depan (Januari 2024 hingga Desember 2025). Hasil peramalan menunjukkan adanya tren peningkatan harga beras secara bertahap dan konsisten selama periode tersebut. Prediksi harga beras meningkat dari Rp. 13.422,51 pada Januari 2024 menjadi Rp. 14.883,48 pada Desember 2025. Hasil ini mencerminkan pola kenaikan harga beras yang telah berlangsung dalam data historis serta mengindikasikan kemungkinan pengaruh faktor-faktor eksternal seperti inflasi, ketidakstabilan produksi, distribusi pasokan, serta kebijakan pangan nasional.

SARAN

Bagi pemerintah daerah dan pembuat kebijakan, hasil peramalan ini dapat dijadikan sebagai dasar

dalam menyusun kebijakan pengendalian harga beras, termasuk kebijakan stabilisasi harga, penguatan cadangan pangan, serta distribusi yang lebih merata. Kenaikan harga yang diprediksi memerlukan perhatian agar tidak berdampak negatif terhadap ketahanan pangan masyarakat.

Bagi peneliti selanjutnya penelitian ini menggunakan pendekatan univariat (ARIMA), yang hanya mempertimbangkan data masa lalu dari harga beras. Untuk penelitian berikutnya, disarankan menggunakan pendekatan multivariat dengan mempertimbangkan variabel-variabel eksternal seperti tingkat inflasi, curah hujan, dan volume produksi beras. Selain itu, metode peramalan berbasis *machine learning* seperti ARIMAX, LSTM atau XGBoost juga dapat dieksplorasi untuk meningkatkan akurasi prediksi.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik, P. N. T. (2024, Mey). *Harga Konsumen Padi-padian dan Umbi-umbian di Kota Kupang – Tabel Statistik*. <https://ntt.bps.go.id/id/statistics-table/2/OTM3IzI=/harga-konsumen-padi-padian-dan-umbi-umbian-di-kota-kupang.html>
- Effindi, M. A., & Rufaidah, A. (2018). *Analisis Time Series Untuk Menentukan Model Terbaik Produk Songkok Nasional di Kabupaten Gresik*.
- Khairunnisa, Q. A., Haryadi, Nabila Diani, & Audyna, N. (2022). *Aplikasi Metode ARIMA dalam meramalkan rata-rata harga beras di tingkat perdagangan besar (GROSIR) Indonesia*. 24, 227–238.
- Khoiri, H. A. (2023). *Analisis Deret Waktu Univariat*. UNIPMA PRESS. <http://eprint.unipma.ac.id/323/1/1.%20Bu%20Halwa%202015%20Eks%2C%20B5.pdf>
- Lastinawati, E., Mulyana, A., & Zahri, I. (2019). *Model ARIMA untuk Peramalan Harga Beras di Kabupaten Ogan Komering Ilir Sumatera Selatan*. 192–200.
- Ngestisari, W., Susanto, B., & Mahatma, T. (2020). Perbandingan Metode ARIMA dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan Harga Beras. 31-12-2020, 1, 96–107.
- Nisa, N. I., Hatta, M., & Fahrudin, R. (2024). *Analisa Akurasi Prediksi Harga Beras Di Kota Cirebon Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average*. 8.
- Ohyver, M., & Pudjihastuti, H. (2018). *ARIMA Model for Forecasting the Price of Medium Quality Rice to Anticipate Price Fluctuations*. 707–711. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.215>
- Purwandari, A. E. D. (2019). *Pemodelan Dan Peramalan Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Sampit Dengan Seasonal Arima (Sarima)*. 6. <https://doi.org/10.31316/j.derivat.v6i2.497>
- Sinu, E. B., Kleden, M. A., & Atti, A. (2024). *Application Of Arima Model For Forecasting National Economic Growth: A Focus On Gross Domestic Product Data*. 2024, 18(2), 1261–1272. <https://doi.org/10.30598/barekengvol18iss2pp1261-1272>
- Tarigan, E. D. B., Balqis, M. F., hutapea, T. A., & Sihombing, D. I. (2024). *Peramalan Harga Beras di Indonesia Dengan ARIMA*. 05. <https://jurnal.uhn.ac.id/index.php/sepren/article/download/1508/607>
- Timur, B. P. S. P. N. T. (2025, Februari 12). *Produksi Padi¹ dan Beras Menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Nusa Tenggara Timur, 2024 – Tabel Statistik*. <https://ntt.bps.go.id/id/statistics-table/3/ZDNaak0yODBUTlGYW5sa2REU>

kVUVVY1YVZkbmR6MDkjMw==/produksi
-padisup1-sup-dan-beras-menurut-
kabupaten-kota-di-provinsi-nusa-tenggara-
timur--2018.html

Yuliyanti, R., & Arliani, E. (2024). *Peramalan Jumlah Penduduk Menggunakan Model ARIMA.* 10, 114-128.