MATHunesa
Jurnal Ilmiah Matematika
e-ISSN : 2716-506X | p-ISSN : 2301-9115

Volume 14 No 01
Tahun 2026

PENERAPAN MODEL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) DALAM MERAMALKAN INDEKS PERKEMBANGAN HARGA DI KOTA MOJOKERTO

Salsabila Olivia Roji
Departemen Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Malang
e-mail: salsabila.olivia.2203126@students.um.ac.id

Naa'ilah Yaasmiin Sa'adah
Departemen Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Malang
e-mail: naailah.yaasmiin.2203126@students.um.ac.id*

Abstrak

Salah satu indikator penting yang dipantau oleh BPS adalah Indeks Perkembangan Harga (IPH), yaitu ukuran yang menggambarkan perubahan harga komoditas dari waktu ke waktu dan berperan penting dalam mengukur inflasi serta daya beli masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis efektivitas model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam meramalkan Indeks Perkembangan Harga (IPH) di Kota Mojokerto. Data yang digunakan berupa data IPH mingguan dari BPS Kota Mojokerto. Tahapan analisis meliputi uji kestasioneran, identifikasi model melalui plot ACF dan PACF, uji signifikansi parameter, serta uji diagnostik white noise dan normalitas residual. Dari kombinasi model ARIMA, diperoleh bahwa ARIMA (2,1,3) adalah model terbaik karena memenuhi uji signifikansi dan diagnostik. Hasil peramalan lima minggu ke depan menunjukkan bahwa model ini mampu memberikan estimasi yang cukup akurat terhadap perubahan IPH. Penelitian ini membuktikan bahwa ARIMA merupakan metode yang tepat untuk peramalan time series ekonomi lokal seperti IPH.
Kata Kunci: Peramalan, ARIMA, IPH.

Abstract

One of the important indicators monitored by the Indonesian Central Bureau of Statistics (BPS) is the Price Development Index (IPH), which measures changes in commodity prices over time and plays a crucial role in assessing inflation and purchasing power. This study aims to analyze the effectiveness of the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model in forecasting the Price Development Index (IPH) in Mojokerto City. The data used consist of weekly IPH observations obtained from BPS Mojokerto City. The analysis stages include stationarity testing, model identification through ACF and PACF plots, parameter significance testing, and diagnostic testing of white noise and residual normality. Based on the combination of ARIMA models, ARIMA (2,1,3) was identified as the best model as it satisfied both significance and diagnostic requirements. The forecasting results for the next five weeks indicate that the model is able to provide a fairly accurate estimation of IPH fluctuations. This study concludes that ARIMA is an appropriate method for forecasting local economic time series such as the IPH.
Keywords: *Forecasting, ARIMA, IPH.*

PENDAHULUAN

Dilansir dari [1], Badan Pusat Statistik (BPS) sebagai lembaga penyedia data resmi memiliki peran penting dalam penyajian indikator ekonomi, termasuk Indeks Perkembangan Harga (IPH). IPH menggambarkan perubahan harga berbagai komoditas yang dikonsumsi oleh masyarakat dari waktu ke waktu. Indeks ini berguna untuk mengukur inflasi, daya beli masyarakat, dan tren harga pasar yang dapat mempengaruhi kebijakan ekonomi, baik di tingkat nasional maupun lokal.

Data indeks harga biasanya disusun dalam bentuk deret waktu (time series), yaitu rangkaian data yang dicatat secara berkala dalam interval waktu tertentu, seperti harian, bulanan, atau tahunan. Analisis time series memungkinkan pengamatan pola, tren, dan fluktuasi yang terjadi dalam data, sehingga menjadi dasar penting dalam proses peramalan (forecasting).

Peramalan merupakan proses untuk memprediksi nilai di masa depan berdasarkan pola historis dari data time series [2]. Dalam konteks statistik ekonomi, peramalan sangat berguna untuk memproyeksikan arah perkembangan harga, inflasi, dan indikator ekonomi lainnya. Dengan precise yang akurat, perencanaan dan pengambilan kebijakan dapat dilakukan lebih tepat sasaran. Sebagai data yang bersifat deret waktu, IPH dapat dianalisis menggunakan pendekatan time series forecasting untuk memahami tren dan pola perubahan harga di masa depan.

Salah satu metode peramalan time series yang banyak digunakan adalah Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Model ini dipopulerkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada awal tahun 1970-an, yang diterapkan pada analisis dan peramalan deret waktu [8]. ARIMA mampu dalam menangkap pola autokorelasi dan tren yang terdapat dalam data deret waktu. Akan tetapi pada praktiknya, terkadang penganalisa data mengalami kesulitan dalam melakukan uji stasioneritas data. Sehingga dibutuhkan suatu software yang dapat memudahkan hal tersebut [5]. ARIMA umumnya digunakan untuk peramalan jangka pendek karena akurasinya menurun pada prediksi jangka panjang [4]. Model ARIMA menggabungkan tiga komponen utama: autoregressive (AR), integrated (I), dan moving average (MA). Komponen AR merepresentasikan hubungan antara observasi saat ini dan nilai-nilai sebelumnya, I menunjukkan proses diferensiasi data untuk mencapai stasioneritas, dan MA menggambarkan hubungan antara observasi saat ini dan kesalahan prediksi di masa lalu.

Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan model ARIMA terhadap data IPH di tingkat kota, yang masih jarang dilakukan di konteks daerah seperti Mojokerto. Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis apakah model ARIMA merupakan metode yang efektif dan akurat dalam melakukan peramalan terhadap Indeks Perkembangan Harga (IPH) di Kota Mojokerto. Melalui proses analisis data deret waktu dan evaluasi performa model, diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan metode peramalan ekonomi lokal yang berbasis data statistik.

KAJIAN TEORI

Indeks Perkembangan Harga (IPH) merupakan indikator yang dikeluarkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) untuk menggambarkan perubahan harga komoditas secara berkala. Sebagai indeks harga mingguan, IPH sangat penting dalam memantau fluktuasi harga jangka pendek, menilai daya beli masyarakat, serta membantu pemerintah dalam merumuskan kebijakan ekonomi daerah. Menurut BPS [1], IPH digunakan untuk melihat dinamika harga secara lebih cepat dibandingkan indeks bulanan, sehingga sangat relevan dalam analisis ekonomi pasar lokal. Sejumlah penelitian terdahulu juga menunjukkan bahwa IPH berperan penting dalam pemodelan stabilitas harga dan inflasi di berbagai daerah di Indonesia (Hidayati et al., 2022) [6].

Dalam studi ekonomi dan statistik, analisis deret waktu (time series) memegang peran penting karena digunakan untuk memahami pola data historis yang dicatat secara berurutan terhadap waktu. Makridakis et al. (1997) [8] menekankan bahwa analisis deret waktu berguna untuk mengidentifikasi tren, pola musiman, serta komponen acak yang memengaruhi data. Pendekatan deret waktu telah banyak digunakan dalam penelitian perkembangan harga komoditas pertanian, seperti cabai dan bawang merah, karena mampu menangkap dinamika pasar yang fluktuatif (Ramadani et al., 2018) [9]. Sejalan dengan itu, peramalan (forecasting) merupakan proses memprediksi nilai masa depan berdasarkan pola historis data. Ketepatan peramalan sangat bergantung pada pemilihan model yang tepat serta kualitas data yang digunakan. Dona dan Sugiman (2021) [2] menyatakan bahwa teknik forecasting seperti ARIMA sangat membantu dalam pengambilan keputusan ekonomi, terutama ketika diperlukan prediksi berbasis data statistik yang akurat.

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu metode peramalan deret waktu yang populer dan dikembangkan oleh Box dan Jenkins. ARIMA menggabungkan tiga komponen, yaitu autoregressive (AR), integrated (I), dan moving average (MA), sehingga mampu memodelkan data yang memiliki pola autokorelasi maupun tren. Menurut Lestari et al. (2021) [7], pemodelan ARIMA membutuhkan beberapa tahapan seperti uji stasioneritas, identifikasi model melalui ACF dan PACF, estimasi parameter, serta uji diagnostik. Banyak penelitian membuktikan bahwa ARIMA efektif digunakan dalam peramalan harga komoditas di Indonesia. Misalnya, Hadiansyah (2017) [4] menunjukkan keberhasilan ARIMA dalam memprediksi harga cabai, sedangkan Windhy dan Jamil (2021) [11] menemukan bahwa ARIMA mampu bekerja baik dalam memperkirakan perubahan harga komoditas pertanian lainnya. Selain itu, Hendikawati et al. (2018) [5] menegaskan bahwa penggunaan perangkat lunak seperti R dan Minitab dapat mempermudah proses identifikasi model, terutama dalam tahap uji stasioneritas yang sering menjadi kendala bagi analis data. Penelitian Ulya et al. (2023) [10] juga memperkuat bahwa ARIMA dapat digunakan untuk meramalkan harga pangan di pasar daerah sebagai upaya menjaga stabilitas inflasi.

Berdasarkan berbagai temuan penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa model ARIMA merupakan pendekatan yang relevan dan efektif untuk peramalan data harga komoditas serta indikator ekonomi lokal seperti IPH. Oleh karena itu, penerapan ARIMA dalam penelitian ini menjadi landasan metodologis yang kuat untuk memprediksi Indeks Perkembangan Harga di Kota Mojokerto.

METODE

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan menganalisis efektivitas model ARIMA dalam melakukan peramalan terhadap data Indeks Perkembangan Harga (IPH) di Kota Mojokerto. Metode ini digunakan untuk menggambarkan pola data deret waktu serta menguji akurasi model peramalan yang diterapkan. Data IPH diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Mojokerto, terdiri dari 63 pengamatan mingguan (Januari 2024 – Maret 2025) Kota Mojokerto.

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Salah satu analisis data deret waktu yang sering digunakan adalah peramalan. ARIMA atau dikenal juga dengan metode Box-Jenkins merupakan metode peramalan yang mengabaikan penuh variabel independen dan hanya menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen [7]. Model ARIMA adalah kombinasi dari model AR (*Autoregressive*) dan model MA (*Moving Average*). Notasi $ARIMA\,(p,d,q)$ biasanya digunakan untuk menulis model ARIMA, dimana p menunjukkan orde dari proses AR, q menunjukkan orde proses MA, dan d menunjukkan orde differencing. Misalkan, model ARIMA(1,1,1) berarti data dilakukan differencing satu kali, dan model melibatkan satu parameter autoregressive serta satu parameter moving average

Model $ARIMA(p,d,q)$ ditulis dalam persamaan berikut:

$$\Phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)a_t$$
$$\left(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2-\cdots-\phi_p B^p\right)(1-B)^d Y_t = \mu + (1-\theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q)a_t$$

Misalkan $(1-B)^d Z_t = W_t$, maka persamaan model ARIMA (p,d,q) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\left(1-\phi_1 B-\cdots-\phi_p B^p\right)W_t = \beta + (1-\theta_1 B-\cdots-\theta_q B^q)a_t$$

dengan

Y_t : data pengamatan pada waktu ke-t

W_t : data hasil *differencing*

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$: parameter model *autoregressive* (AR)

μ : parameter model autoregressive (AR)

a_t : nilai *residual* (nilai kesalahan) pada waktu ke-t

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$: parameter model *Moving Average* (MA)

$(1-B)^d$: pembedaan dengan periode d

Seluruh analisis dilakukan menggunakan software Minitab versi 21 dengan package forecasting. Beberapa tahapan dalam melakukan analisis menggunakan ARIMA dengan memanfaatkan software Minitab:

Uji Kestasioneran Data

Tahap pertama yang dilakukan adalah uji stasioneritas. Terdapat dua kondisi stasioner yang harus dipenuhi dalam proses pemodelan ARIMA yaitu stationer dalam rata-rata dan stasioner dalam varian. Deret waktu dapat dikatakan stasioner dalam rata-rata jika tidak ada tren dari data deret waktu. Sedangkan untuk stasioner dalam varian jika data deret waktu tidak berfluktuasi atau perubahan variansinya kecil. Dengan kata lain, deret waktu yang stasioner adalah relatif tidak terjadi kenaikan maupun penurunan nilai secara drastis pada data (fluktuasi data berada pada sekitar nilai rata-rata yang konstan) [7]. Apabila kondisi stasioner dalam rata-rata maupun varians sudah terpenuhi, langkah selanjutnya yaitu membuat plot ACF dan PACF, plot ini juga dapat digunakan sebagai alat untuk mengidentifikasi kestasioneran data.

Identifikasi Model ARIMA dengan Melihat Plot ACF dan PACF

Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Autokorelasi Parsial (PACF) Diagram ACF dapat digunakan untuk mengidentifikasi kestasioneran data. Jika diagram ACF cenderung turun secara linier maka dapat disimpulkan data belum stasioner dalam rata-rata. Sedangkan dalam pemodelan ARIMA (p, d, q) diagram PACF digunakan untuk menentukan orde dari AR [7].

Uji Signifikansi Parameter

Selanjutnya adalah melakukan estimasi terhadap parameter-parameternya. Jika $H_0: P.Value > \alpha = 0{,}05$ maka parameter tidak signifikan, jika $H_0: P.Value < \alpha = 0{,}05$ maka parameter signifikan

Uji Diagnostik

Uji diagnostik terdiri dari uji asumsi white noise dan uji normalitas residual.

- **Uji White Noise**

  Uji asumsi white-noise (uji autokorelasi) dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box:

  $H_0: P.Value > \alpha, \alpha = 0{,}05$ (tidak ada autokorelasi yang signifikan)

  $H_0: P.Value < \alpha, \alpha = 0{,}05$ (ada autokorelasi yang signifikan setidaknya 1 lag)

- **Uji Normalitas Residual**

  Uji normalitas residual dilakukan dengan menggunakan uji Anderson-Darling:

  $H_0: P.Value > \alpha, \alpha = 0{,}05$ (residual berdistribusi normal)

  $H_0: P.Value < \alpha, \alpha = 0{,}05$ (residual tidak berdistribusi normal)

Pemilihan Model Terbaik

Tahapan ARIMA selanjutnya yaitu penentuan model terbaik. MSE dapat digunakan untuk menentukan model peramalan yang optimal. Model yang memenuhi uji diagnostik dengan nilai MSE terkecil akan digunakan untuk melakukan proses peramalan. MSE dihitung dengan membandingkan jumlah kuadrat dari selisih data asli dan data peramalan terhadap banyak data yang diolah.

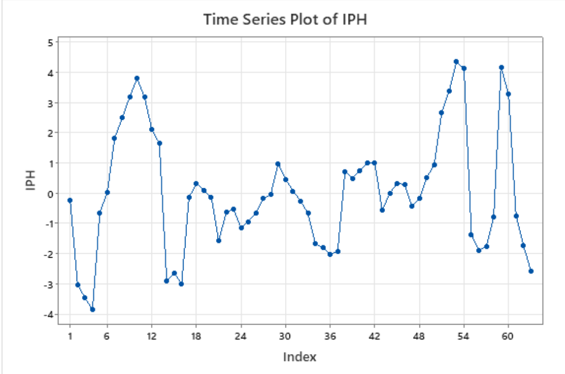
Peramalan

Pada tahap terakhir dilakukan peramalan menggunakan model ARIMA terbaik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa Indeks Perkembangan Harga (IPH) mingguan Kota Mojokerto. Data diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Mojokerto, dengan periode pengamatan Januari–November 2024.

Plot Data Awal



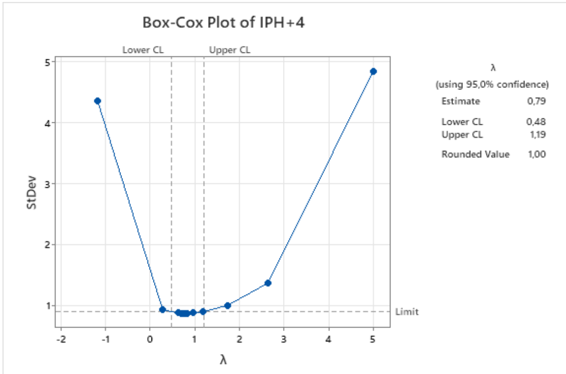
Gambar 2. Plot Data Awal

Berdasarkan plot data diatas data tidak memiliki pola musiman sehingga model ARIMA yang digunakan menggunakan ARIMA non seasonal.

Uji Kestasioneran Data

a. Uji Stasioneritas dalam Varians

Langkah pertama yang harus dilakukan yaitu menguji apakah data stasioner dalam varians atau tidak. Apabila data stasioner dalam varians maka bisa dilanjut ke uji stasioner dalam rata-rata, jika belum stasioner dalam varians maka harus dilakukan transformasi Box-Cox terlebih dahulu. Oleh karena itu, akan dilakukan transformasi Box-Cox dengan hasil sebagai berikut. (data awal dijumlahkan dengan 4 agar tidak ada data yang negatif)

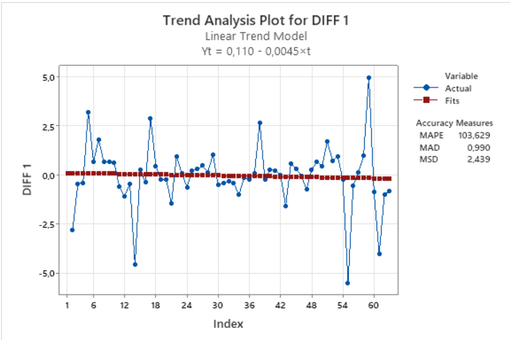


Gambar 1 Box-Cox IPH+4

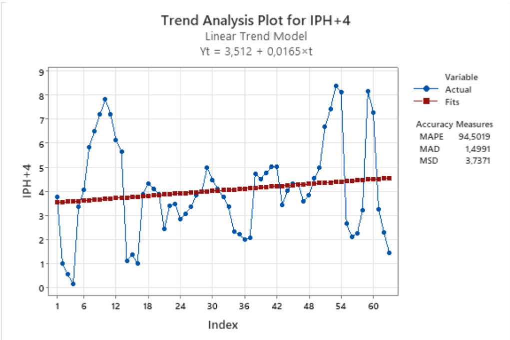
Dari gambar di atas, terlihat bahwa diperoleh Rounded Value sebesar 1,00 artinya data sudah stasioner dalam varian. Selanjutnya akan dilihat apakah data sudah stasioner dalam rata-rata dengan melakukan Trend Analysis, Augmented Dickey Fuller, dan Melihat Plot ACF.

b. Uji Stasioneritas dalam Rata-rata

Trend analisis yang dihasilkan IPH+4:

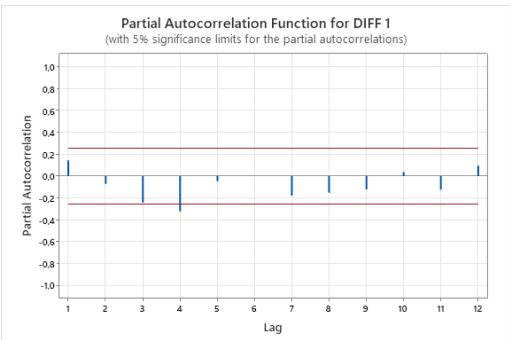


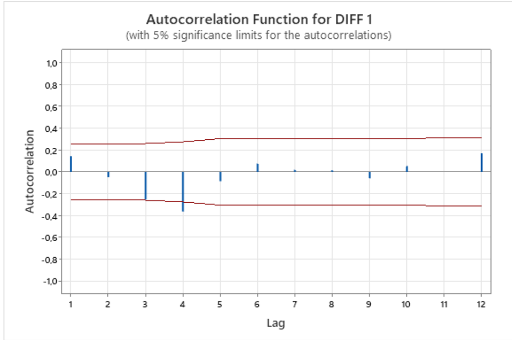
Gambar 3 Tren Analisis IPH+4



Gambar 4 Tren Analisis Diff 1

Pada gambar 3 menunjukkan data mengalami tren naik sehingga data belum stasioner dalam rata-rata. Sehingga perlu dilakukan diferencing untuk menstasionerkan data dalam rata-rata. Pada gambar 4 dapat dilihat bahwa sudah tidak ada unsur tren dan data sudah berada di sekitar rata-rata. Sehingga dikatakan data sudah stasioner dalam rata-rata setelah dilakukan differencing sebanyak 1 kali. Selanjutkan akan dilihat plot ACF dan PACF untuk mengetahui apakah sudah menangkap AR dan MA untuk ARIMA dan mengidentifikasi model.





Gambar 5 Plot ACF dan PACF Diff 1

Identifikasi Model ARIMA dengan Melihat Plot ACF dan PACF

Penentuan model ARIMA.Penentuan model ARIMA dapat diidentifikasi dengan melihat plot ACF dan PACF. Orde *AR (p)* ditentukan dari plot *PACF* dengan melihat letak lag awal yang melewati batas signifikansi data atau cut off. Orde *MA (q)* ditentukan dari plot ACF dengan melihat letak lag awal yang melewati batas signifikansi data atau cut off. Pada gambar plot ACF dan PACF diperoleh nilai $p = 0,1,2,3,4$ nilai $q = 0,1,2,3,4$. Serta nilai $d = 1$ karena telah dilakukan differencing sebanyak 1 kali. Maka model ARIMA yang terbentuk adalah ARIMA (0,1,1), ARIMA (0,1,2), ARIMA (0,1,3), ARIMA (0,1,4), ARIMA (1,1,0), ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,2), ARIMA (1,1,3), ARIMA (1,1,4), ARIMA (2,1,0), ARIMA (2,1,1), ARIMA (2,1,2), ARIMA (2,1,3), ARIMA (2,1,4), ARIMA (3,1,0), ARIMA (3,1,1), ARIMA (3,1,2), ARIMA (3,1,3), ARIMA (3,1,4), ARIMA (4,1,0), ARIMA (4,1,1), ARIMA (4,1,2), ARIMA (4,1,3), ARIMA (4,1,4).

Estimasi Parameter

Setelah model ARIMA ditentukan, uji signifikansi parameter dilakukan untuk menentukan model terbaik untuk peramalan. Hasil uji signifikansi pada model ARIMA sebagai berikut.

Tabel 1 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Estimasi Model	Parameter	P. Value	Hasil Uji
ARIMA (0,1,1)	θ_1	0,222	Tidak Signifikan
ARIMA (0,1,2)	θ_1 θ_2	0,211 0,866	Tidak Signifikan
ARIMA (0,1,3)	θ_1 θ_2 θ_3	0,069 0,031 0,004	Tidak Signifikan

ARIMA (0,1,4)	θ_1 θ_2 θ_3 θ_4	0,542 0,669 0,030 0,001	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,0)	ϕ_1	0,239	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,1)	ϕ_1 θ_1	0,988 0,859	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,2)	ϕ_1 θ_1 θ_2	0,002 0,002 0,049	Signifikan
ARIMA (1,1,3)	ϕ_1 θ_1 θ_2 θ_3	0,208 0,100 0,613 0,068	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,4)	ϕ_1 θ_1 θ_2 θ_3 θ_4	0,877 0,703 0,763 0,038 0,006	Tidak Signifikan
ARIMA (2,1,0)	ϕ_1 ϕ_2	0,217 0,569	Tidak Signifikan
ARIMA (2,1,1)	ϕ_1 ϕ_2 θ_1	0,000 0,335 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (2,1,2)	ϕ_1 ϕ_2 θ_1 θ_2	0,116 0,892 0,029 0,209	Tidak Signifikan
ARIMA (2,1,3)	ϕ_1 ϕ_2 θ_1 θ_2 θ_3	0,000 0,000 0,000 0,000 0,000	Signifikan
ARIMA (2,1,4)	ϕ_1 ϕ_2 θ_1 θ_2 θ_3 θ_4	0,030 0,020 0,021 0,099 0,027 0,175	Tidak Signifikan
ARIMA (3,1,0)	ϕ_1 ϕ_2 ϕ_3	0,299 0,758 0,035	Tidak Signifikan
ARIMA (3,1,1)	ϕ_1 ϕ_2 ϕ_3 θ_1	0,000 0,620 0,461 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (3,1,2)	ϕ_1 ϕ_2 ϕ_3 θ_1 θ_2	0,000 0,012 0,166 0,000 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (3,1,3)	ϕ_1 ϕ_2 ϕ_3 θ_1 θ_2 θ_3	0,000 0,005 0,459 0,000 0,000 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (3,1,4)	ϕ_1 ϕ_2 ϕ_3 θ_1 θ_2 θ_3 θ_4	0,339 0,521 0,678 0,246 0,650 0,726 0,245	Tidak Signifikan
ARIMA (4,1,0)	ϕ_1 ϕ_2 ϕ_3 ϕ_4	0,715 0,561 0,048 0,001	Tidak Signifikan
ARIMA (4,1,1)	ϕ_1 ϕ_2 ϕ_3 ϕ_4 θ_1	0,716 0,551 0,067 0,012 0,808	Tidak Signifikan
ARIMA (4,1,2)	ϕ_1 ϕ_2 ϕ_3 ϕ_4 θ_1 θ_2	0,666 0,538 0,172 0,085 0,521 0,325	Tidak Signifikan
ARIMA (4,1,3)	ϕ_1 ϕ_2 ϕ_3 ϕ_4 θ_1 θ_2 θ_3	0,778 0,183 0,410 0,125 0,844 0,060 0,526	Tidak Signifikan
ARIMA (4,1,4)	ϕ_1 ϕ_2 ϕ_3 ϕ_4 θ_1 θ_2 θ_3 θ_4	0,345 0,431 0,934 0,286 0,242 0,623 0,395 0,550	Tidak Signifikan

Berdasarkan tabel 1 terdapat 2 model memenuhi uji signifikansi parameter. Model ARIMA yang memenuhi uji signifikansi parameter adalah model yang parameternya memiliki nilai $p - value <$ 0,05 . Dua model ARIMA yang memenuhi uji signifikansi parameter adalah ARIMA (1,1,2) dan ARIMA (2,1,3).

Uji Diagnostik

Selanjutnya dilakukan uji diagnostik untuk pemilihan model terbaik. Berikut hasil uji diagnostik model ARIMA.

Tabel 2 Uji Diagnostik

Model	Uji White Noise			Normalitas Residual	
	Lag	P. Value	Hasil Uji	P. Value	Hasil Uji
ARIMA (1,1,2)	12 24 36 48	0,138 0,616 0,923 0,418	Memenuhi	0,020	Tidak Memenuhi
ARIMA (2,1,3)	12 24 36 48	0,454 0,909 0,984 0,783	Memenuhi	0,157	Memenuhi

Uji diagnostik terdiri dari uji white noise dan uji normalitas residual. Model yang baik adalah model yang memenuhi syarat whitenoise dan residualnya berdistribusi normal. Taraf signifikansi yang digunakan pada uji white noise dan uji normalitas residual yaitu α = 0,05 dengan kriteria keputusan tolak $H0$ jika p $value$ < α = 0,05. Dari tabel 2 terdapat 1 Model ARIMA yang memenuhi uji white noise dan uji normalitas residual yaitu ARIMA (2,1,3). Sehingga model tersebut adalah model ARIMA terbaik yang akan digunakan untuk peramalan.

Menghitung Z_t

Berdasarkan hasil di atas didapatkan bahwa model terbaik adalah ARIMA (2, 1, 3). Selanjutnya adalah menghitung Z_t sebagai berikut:

Persamaan umum untuk ARIMA (p, d, q) adalah

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t$$

Persamaan untuk ARIMA (2, 1, 3) adalah

$$\phi_2(B)(1-B)^1 Z_t = \theta_3(B)a_t$$

$$(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2)(1-B)Z_t = (1-\theta_1 B-\theta_2 B^2 - \theta_3 B^3)a_t$$

Untuk $(1-B)^d Z_t$ dengan d = 1

$(1-B)^d Z_t$

$(1-B)^1 Z_t = Z_t - Z_{t-1}$

$$(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2)(1-B)^1 Z_t = (1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-\theta_3 B^3)a_t$$

$$(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2)(Z_t - Z_{t-1}) = (1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-\theta_3 B^3)a_t$$

Untuk AR $(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2)$ memperhitungkan hubungan *autoregressive*

$= (1-\phi_1 B-\phi_2 B^2)(Z_t - Z_{t-1})$

$= (Z_t - Z_{t-1}) - \phi_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) - \phi_2(Z_{t-2} - Z_{t-3})$

$= Z_t - Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-2} - \phi_2 Z_{t-2} + \phi_2 Z_{t-3}$

$= Z_t - (1+\phi_1)Z_{t-1} + (\phi_1 - \phi_2)Z_{t-2} + \phi_2 Z_{t-3}$

Untuk MA $(1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-\theta_3 B^3)$ memperhitungkan hubungan *moving average*

$$(1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-\theta_3 B^3) = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \theta_3 a_{t-3}$$

Sehingga bentuk lengkapnya,

$$Z_t - (1+\phi_1)Z_{t-1} + (\phi_1-\phi_2)Z_{t-2} + \phi_2 Z_{t-3} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \theta_3 a_{t-3}$$

$$Z_t = (1+\phi_1)Z_{t-1} + (\phi_1-\phi_2)Z_{t-2} - \phi_2 Z_{t-3} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \theta_3 a_{t-3}$$

Dengan subtitusi koefisien c (*constant*)

$$Z_t = c + (1+\phi_1)Z_{t-1} + (\phi_1-\phi_2)Z_{t-2} - \phi_2 Z_{t-3} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \theta_3 a_{t-3}$$

Sehingga, rumus untuk ARIMA (1, 1, 1) adalah

$$Z_t = c + (1+\phi_1)Z_{t-1} + (\phi_1-\phi_2)Z_{t-2} - \phi_2 Z_{t-3} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \theta_3 a_{t-3}$$

Dari hasil *Final Estimates of Parameters* ARIMA (2, 1, 3), maka subtitusi nilai $AR\ (1)\ atau\ \phi_1 = 0{,}946$

$AR\ (2)\ atau\ \phi_2 = -0{,}676$

$MA\ (1)\ atau\ \theta_1 = 1{,}117$

$MA\ (2)\ atau\ \theta_2 = -0{,}793$

$MA\ (3)\ atau\ \theta_3 = 0{,}622$

$constant\ atau\ c = 0{,}0113$

Ke dalam rumus ARIMA (2, 1, 3) berikut

$$Z_t = c + (1+\phi_1)Z_{t-1} + (\phi_1-\phi_2)Z_{t-2} - \phi_2 Z_{t-3} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \theta_3 a_{t-3}$$

$$Z_t = 0{,}0113 + (1 + 0{,}946)Z_{t-1} + \left(0{,}946 - (-0{,}676)\right)Z_{t-2} - (-0{,}676)Z_{t-3} + a_t - 1{,}117a_{t-1} - (-0{,}793)a_{t-2} - 0{,}622a_{t-3}$$

$$Z_t = 0{,}0113 + (1{,}946)Z_{t-1} + (0{,}946 + 0{,}676)Z_{t-2} + 0{,}676Z_{t-3} + a_t - 1{,}117a_{t-1} + 0{,}793a_{t-2} - 0{,}622a_{t-3}$$

$$Z_t = 0{,}0113 + 1{,}946Z_{t-1} + 1{,}622Z_{t-2} + 0{,}676Z_{t-3} + a_t - 1{,}117a_{t-1} + 0{,}793a_{t-2} - 0{,}622a_{t-3}$$

Sehingga didapatkan rumus Z_t untuk ARIMA (2, 1, 3) dengan koefisien nya adalah

$$Z_t = 0{,}0113 + 1{,}946Z_{t-1} + 1{,}622Z_{t-2} + 0{,}676Z_{t-3} + a_t - 1{,}117a_{t-1} + 0{,}793a_{t-2} - 0{,}622a_{t-3}$$

Peramalan

Peramalan menggunakan model ARIMA (2,1,3) selama 5 minggu akan dibandingkan terhadap data asli dan diperoleh hasil sebagai berikut.

Tabel 3 Hasil Peramalan

Period	*Forecast*	*Lower*	*Upper*	*Actual*
64	-0,34755	-2,94001	2,24491	-1,90
65	2,04336	-1,32464	5,41136	3,14
66	2,67076	-1,26429	6,60580	3,50
67	1,66027	-2,32236	5,64289	3,71
68	0,29190	-3,74388	4,32769	0,73

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis terhadap kombinasi model ARIMA, didapatkan bahwa model $ARIMA$ (2,1,3) merupakan model terbaik untuk meramalkan Indeks Perkembangan Harga (IPH) di Kota Mojokerto. Model ini memenuhi uji signifikansi parameter dengan nilai $p - value < 0{,}05$ serta lolos uji diagnostik white noise dan uji normalitas residual, sehingga dapat dikatakan layak digunakan dalam proses peramalan. Hasil peramalan selama lima minggu ke depan menunjukkan bahwa nilai yang dihasilkan oleh model cukup mendekati data aktual, membuktikan bahwa model ARIMA (2,1,3) mampu memberikan estimasi yang akurat. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa ARIMA merupakan metode yang efektif dalam peramalan data time series Indeks Perkembangan Harga (IPH).

DAFTAR PUSTAKA

[1] Badan Pusat Statistik. (tanpa tahun). Profil BPS. Portal PPID BPS. Diakses dari https://ppid.bps.go.id/app/konten/0000/Profil-BPS.html

[2] Dona, A. R., & Sugiman. (2021). Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT. Telekomunikasi Indonesia. PRISMA: Prosiding Seminar Nasional Matematika, 4, 611–620. https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/

[3] Fauzani, S. P., & Rahmi, D. (2023). *Penerapan Metode ARIMA Dalam Peramalan Harga Produksi Karet di Provinsi Riau*. Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT), 2(4), 269–277.

[4] Hadiansyah, F. N. (2017). Chili price prediction using ARIMA time series modeling. Indonesian Journal on Computing (Indo-JC), 2(1), 71. https://doi.org/10.21108/indojc.2017.21.144

[5] Hendikawati, PutriajiRahayu, S., & Astutik, P. (2018). Peramalan Inflasi di Demak Menggunakan Metode ARIMA Berbantuan Software R dan MINITAB. PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematila, 1, 745–754.

[6] Hidayati, N., Yuliana, & Septiani, A. (2022). *Peramalan Harga Cabai Merah sebagai Upaya Menjaga Stabilitas Inflasi Kota Banda Aceh*. Agriekonomika, 11(2), 213–223.

[7] Lestari, T. E., Azizah, & Susiswo. (2021). E-Book Analisis Deret Waktu. Universitas Negeri Malang

[8] Makridakis, S. G., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1997). 1 / the Forecasting Perspective. Forecasting Methods and Applications, 1–632.

[9] Ramadani, S., Komalasari, R., & Sutaryo, H. (2018). *Penerapan Model Box–Jenkins (ARIMA) dalam Peramalan Harga Konsumen Bawang Merah di Provinsi Jawa Tengah*. Agri Wiralodra, 1(1), 31–39.

[10] Ulya, F. Z., Wijaya, A. R., & Puspita, P. L. (2023). *Peramalan Harga Cabai dan Bawang di Pasar Tradisional Purwokerto dengan Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. Prosiding Seminar Nasional Official Statistics (SEMNAS OFFSTAT), 757–766.

[11] Windhy, A. M., & Jamil, A. S. (2021). *Peramalan Harga Cabai Merah Indonesia: Pendekatan ARIMA*. Agriekstensia: Jurnal Penelitian Terapan Bidang Pertanian, 20(1), 78–86.