

# Penerapan Model ARIMA-GARCH pada Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara di Indonesia

Yuyun Anggraini<sup>a)</sup>, Moh. Subairi<sup>b)</sup>, Ira Yudistira<sup>c)</sup>\*

*Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Madura  
Jl. Pondok Peantren Miftahul Ulum Bettet, Pamekasan Madura, Gladak, Bettet, Kec. Pamekasan, Kabupaten  
Pamekasan, Jawa Timur 69317*

Email: <sup>a)</sup>[angrainiyuyun27@gmail.com](mailto:angrainiyuyun27@gmail.com), <sup>b)</sup>[irayudistira91@gmail.com](mailto:irayudistira91@gmail.com), <sup>c)</sup>[mohsubairi17@gmail.com](mailto:mohsubairi17@gmail.com)

## Abstract

Indonesia has great tourism potential, yet the level of foreign tourist arrivals still ranks fourth among ASEAN countries. Increasing the number of visits is important to support the economy, create jobs, and improve infrastructure. This study aims to analyse and predict foreign tourist arrivals to Indonesia in the period January 2020 - December 2024 using the ARIMA-GARCH approach. The ARIMA model is a time series model used to forecast future data based on past data. Meanwhile, GARCH is a time series model used to overcome heteroscedasticity in the ARIMA model. Tourist data will be modelled using the ARIMA model and then followed by the residuals using the GARCH model if heteroscedasticity occurs in the ARIMA model. Based on the data analysis carried out, the best model for forecasting foreign tourists in Indonesia is the ARIMA (1,1,2) - GARCH (0,3) model with an RMSE value of 274.0599.

**Keywords:** GARCH, forecasting, ARIMA, travellers.

## Abstrak

Indonesia memiliki potensi pariwisata yang besar, namun tingkat kunjungan wisatawan mancanegara masih berada di urutan keempat di antara negara-negara ASEAN. Peningkatan jumlah kunjungan ini penting untuk mendukung perekonomian, menciptakan lapangan kerja, dan memperbaiki infrastruktur. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia pada periode Januari 2020 - Desember 2024 menggunakan pendekatan ARIMA-GARCH. Model ARIMA merupakan model time series yang digunakan untuk meramalkan data di masa depan berdasarkan data masa lalu. Sedangkan GARCH merupakan model time series yang digunakan untuk mengatasi heteroskedastisitas pada model ARIMA. Data wisman akan di modelkan dengan menggunakan model ARIMA kemudian dilanjutkan residualnya dengan menggunakan model GARCH apabila terjadi heteroskedastisitas pada model ARIMA. Berdasarkan analisis data yang dilakukan model terbaik untuk peramalan wisman di Indonesia adalah model ARIMA (1,1,2) – GARCH (0,3) dengan nilai RMSE sebesar 274.0599.

**Kata Kunci:** GARCH, Peramalan, ARIMA, Wisatawan.

## PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara yang memiliki potensi wisata yang sangat melimpah, memiliki berbagai keindahan alam, keanekaragaman budaya maupun sejarahnya. Banyak tempat-tempat wisata menarik di seluruh pulau maupun daerah di Indonesia yang dapat

dikunjungi wisatawan (Prianda & Widodo, 2021). Jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia tercatat meningkat dari tahun ke tahun. Peningkatan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara tersebut ternyata masih menempatkan Indonesia di posisi ke empat di negara-negara ASEAN. Jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di negara-negara ASEAN berdasarkan data [www.world-statistics.org](http://www.world-statistics.org) pada tahun 2012 jumlah tertinggi adalah yang berkunjung ke Malaysia, yaitu sebesar 25.033.000, kedua adalah Thailand, yaitu sebesar 22.354.000, ketiga adalah Singapura, yaitu sebesar 11.098.000, dan yang ke empat adalah Indonesia, yaitu sebesar 8.044.000. Pada tahun 2014 jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Malaysia masih yang tertinggi, yaitu sebesar 27.437.000, sedangkan Indonesia masih menempati posisi ke empat, yaitu sebesar 9.435.000 (Indrasetianingsih, et al., 2017). Kementerian pariwisata (Kemempdar) menargetkan jumlah kunjungan wisata mancanegara ke Indonesia pada tahun 2019 sebesar 20 juta. Perlu adanya sinergi dari pemerintah pusat maupun daerah. Selain itu juga diperlukan adanya perencanaan dan strategi promosi yang tepat. Peramalan dengan menggunakan analisis deret runtun waktu merupakan salah satu cara untuk memperoleh gambaran tentang jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia (Indrasetianingsih & Damayanti, 2017).

Sektor pariwisata berperan penting dalam perekonomian Indonesia (Sukraini, 2016). Penopang perekonomian Indonesia sebagai salah satu negara berkembang adalah sektor pariwisata dengan daya tarik pada ragam wisata budaya dan keindahan alam serta berbagai masakan yang mengandung nilai cita rasa tinggi dalam wisata kuliner. Wisata adalah kegiatan perjalanan yang dilakukan oleh seseorang atau sekelompok orang ke tempat tertentu untuk tujuan rekreasi, pengembangan pribadi, atau mempelajari keunikan dalam jangka waktu sementara. Peningkatan jumlah penduduk setiap tahun mempengaruhi tingkat kebutuhan akan wisata sehingga membutuhkan alternatif pilihan tujuan wisata (Fattah, et al., 2020). Pariwisata merupakan salah satu sektor prioritas yang banyak berperan dalam perkembangan ekonomi suatu negara. Dengan beragam daya tarik pariwisata Indonesia, diharapkan dapat menjadi pemacu utama dalam perkembangan dan peningkatan ekonomi Indonesia melalui terciptanya lapangan kerja baru serta kesempatan berwiraswasta secara mandiri, penerimaan devisa, serta pembangunan infrastruktur. Selain itu pariwisata juga berperan penting dalam mengenalkan identitas sosial-budaya Indonesia. Oleh karena itu, sektor pariwisata harus terus ditingkatkan melalui eksplorasi sumberdaya dan potensi pariwisata baik dalam skala daerah maupun nasional. Salah satu faktor penentu perkembangan pariwisata adalah banyaknya kunjungan wisatawan mancanegara. Maka dari itu peramalan kunjungan wisatawan mancanegara cukup penting dan akan bermanfaat bagi pemerintah untuk membuat strategi serta evaluasi dalam sektor pariwisata. Salah satu manfaat nyata dalam peramalan kunjungan wisatawan mancanegara adalah membantu pemerintah dalam mengatur dan mempersiapkan kebutuhan infrastruktur pariwisata. Sebagai contoh, jika data peramalan menunjukkan peningkatan jumlah wisatawan pada periode tertentu, maka pemerintah dapat mengambil langkah-langkah seperti menambah fasilitas transportasi, meningkatkan layanan di tempat pariwisata, dan memastikan kesiapan penginapan. Dengan demikian, pengalaman wisatawan dapat ditingkatkan, dan sektor pariwisata dapat dikelola dengan lebih efisien (Utami & Indra Maulana, 2020).

Analisis deret waktu merupakan salah satu analisis statistika yang digunakan untuk menentukan pola data masa lalu yang kemudian akan digunakan untuk melakukan peramalan. Peramalan merupakan suatu kejadian memprediksi sesuatu yang akan terjadi di masa yang akan datang. Menurut Hendikawati dan Mariani (2016), model umum yang sering digunakan dalam pemodelan runtun waktu adalah model *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA), yang dikembangkan oleh Box, Jenkins, dan Raissel pada tahun 1970 (Hendikawati & Mariani, 2016). Model ARIMA dapat dipergunakan untuk meramalkan data

historis dengan akurat untuk peramalan dalam jangka pendek. Model ARIMA juga bisa digunakan untuk mengatasi masalah sifat keacakan, tren, musiman, bahkan sifat siklis data runtun waktu yang dianalisis. Salah satu penerapan model ARIMA dapat digunakan pada data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara (Hidayat & Mustawinar, 2022). ARIMA merupakan gabungan dari dua model yaitu model *Autoregression* (AR) dan *Moving Average* (MA) untuk memodelkan data runtun waktu, serta menggunakan *differencing* untuk menjadikannya stasioner (Yusrini, et al., 2024). Model ARIMA sering digunakan dalam peramalan data keuangan, karena pada beberapa kasus model ini menghasilkan estimasi yang sangat baik. Model ARIMA yang baik mensyaratkan residual yang bebas dari heteroskedastisitas, sehingga dibutuhkan model yang dapat mengatasi hal tersebut, yaitu model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Model ini merupakan model peramalan yang digunakan untuk memperbaiki model ARIMA yang mengandung heteroskedastisitas (Faustina, et al., 2017). Penerapan satu model, ARIMA atau GARCH saja sering kali tidak menangkap secara menyeluruh volatilitas tren dalam data. Model ARIMA dapat menangani tren dengan baik namun tidak memperhitungkan fluktuasi volatilitas dalam data dengan baik, namun tidak memberikan informasi mengenai tren atau pola data. Model ARIMA-GARCH menggabungkan kemampuan ARIMA dan GARCH sehingga menghasilkan akurasi peramalan yang lebih akurat (Fadhilah, et al., 2024).

Penelitian mengenai peramalan menggunakan metode ARIMA-GARCH sebelumnya pernah dilakukan oleh Talumewo dkk (2023) mengenai penerapan model ARIMA-GARCH untuk peramalan harga saham PT Adhi karya (persero) Tbk (Adhi.jk) dimana hasil penelitiannya menunjukkan bahwa data yang digunakan terdapat unsur heteroskedastisitas dengan model terbaik yang dihasilkan adalah ARIMA (1,1,1) – GARCH (1,1) dengan diketahui nilai probabilitas *chi-square* >0,05 dengan nilai 0,4128. Ramayanti dkk (2023) juga meneliti pemodelan ARIMA-GARCH volatilitas dan value AT RISK pada saham PT. Gudang garam TBK yang menghasilkan peramalan volatilitas berdasarkan pada model GARCH (1.1) dan dilanjutkan dengan perhitungan Var. Berdasarkan pada hasil yang telah diperoleh diketahui bahwa volatilitas semakin meningkat seiring dengan bertambahnya waktu sehingga menyebabkan nilai Var semakin tinggi dan tentu return pun juga semakin tinggi. Penelitian lainnya juga pernah dilakukan oleh Intan dkk (2024) mengenai peramalan tingkat inflasi di Indonesia dengan metode ARIMA-GARCH berdasarkan optimasi Kalman filter. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa hasil analisis data tingkat inflasi Indonesia terdeteksi adanya heteroskedastisitas pada sisaan residual dengan model terbaik yang di dapatkan adalah model ARIMA (0,1,1)-GARCH (1,1). Penerapan kalman filter pada metode ini mampu memperbaiki hasil estimasi yang ditandai dengan nilai MAPE ARIMA (0,1,1)-GARCH- Kalman filter polinomial derajat 2 sebesar 3,60% lebih kecil dibandingkan dengan model ARIMA (0,1,1)-GARCH (1,1) sebesar 12,42% .

Berdasarkan latar belakang yang telah di uraikan, serta penelitian-penelitian terkait sebelumnya, penulis tertarik melakukan penelitian ilmiah tentang Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara di Indonesia Menggunakan Metode ARIMA-GARCH. Karena metode ARIMA untuk peramalan jumlah wisatawan mancanegara di Indonesia, sudah banyak diterapkan dalam konteks pariwisata yang ada di Indonesia atau negara yang berkembang lainnya. Oleh karena itu, peneliti berinovasi dalam pemodelan dan peningkatan akurasi peramalan dengan menggunakan data terbaru atau variabel baru yang lebih relevan dari data sebelumnya. Penelitian ini mempunyai tujuan untuk memperoleh model ARIMA yang terbaik untuk kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia periode Januari 2020-Agustus 2024.

## METODE

### 1.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder mengenai data bulanan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara yang datang langsung ke Indonesia. Rentang waktu pengamatan data ini di mulai dari bulan Januari 2020 hingga bulan desember 2024. Keseluruhan dataset terdiri darai 60 data yang diperoleh dari Badan Pusat Statistika Indonesia melalui laman <https://www.bps.go.id/id>.

### 1.2 Uji Stasioneritas Data

Data time series dapat dikatakan stasioner jika tidak terjadi kenaikan atau penurunan yang tajam pada data tersebut. Stasioneritas dibedakan menjadi dua, yaitu stasioneritas dalam mean dan stasioneritas dalam varian. Uji kestasioneran data dalam mean menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0: \delta = 0 \text{ (data tidak stasioner dalam rataaan)}$$

$$H_1: \delta \neq 0 \text{ (data stasioner dalam rataaan)}$$

Jika data tidak stasioner dalam rata-rata, maka perlu dilakukan proses *differencing* menggunakan notasi B (operator *backward shift*). Proses differensing untuk orde ke-d dapat dituliskan dalam persamaan berikut ini:

$$r_t^d = (1 - B)^d r_t \tag{1}$$

Dimana :

$r_t^d$  = data pada waktu ke-t setelah proses *differencing* orde ke-d

$r_t$  = data pada waktu ke-t

B = operator *backward shift*

d = orde differensing,  $d = 1, 2, \dots$ ,

t = periode waktu

Uji stasioneritas dalam varian dapat menggunakan Transformasi Box-Cox. Data dikatan stasioner dalam varian jika *rounded value* ( $\lambda$ )  $\geq 1$ . Jika sebaliknya maka diperlukan transformasi data.

### 1.3 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Arima sering disebut metode runtun waktu Box-Jenkis. ARIMA sangat baik ketepatannya untuk prakirannya jangka pendek, sedangkan untuk prakiraan jangka panjang ketepatan prakirannya kurang baik. Biasanya akan cenderung mendatar atau konstan untuk periode yang cukup panjang (Hadiriyanto & Darsyah, 2018). ARIMA merupakan suatu metode yang mampu memecahkan berbagai persoalan dalam melakukan peramalan terhadap data runtun waktu, termasuk dalam meramalkan jumlah wisatawan yang berkunjung ke Indonesia, dengan melihat pola kunjungan di masa lalu. Model ARIMA terbentuk dari tiga

model yaitu *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan *Autoregressive Moving Average* (ARIMA) yang didahulukan dengan pengecekan data stasioner (Soraya, et al., 2024). Secara umum rumus dari model ARIMA ( $p, d, q$ ) yaitu sebagai berikut:

$$\Phi_p(B)(1 - B)^d Z_t \theta_q(B) a_t \quad (2)$$

dengan :

$$\Phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p), \quad \text{AR}(p) \quad (3)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q), \quad \text{MA}(q) \quad (4)$$

$$(1 - B)^d = \text{differencing orde } d$$

$a_t$  = nilai residual pada saat  $t$

$B$  = operator backshift

$Z_t$  = data pengamatan pada waktu ke  $- t$

#### 1.4 Estimasi parameter

Estimasi parameter digunakan untuk mendapatkan nilai koefisien model ARIMA ( $p, d, q$ ).

#### 1.5 Uji signifikansi parameter

Uji ini bertujuan untuk melihat kesignifikanan parameter dalam model dengan hipotesis sebagai berikut (Rukini, et al., 2015):

Hipotesis

$H_0: \phi = 0$  (parameter model tidak signifikan)

$H_1: \phi \neq 0$  (parameter model signifikan)

Statistik uji

$$t_{hitung} = \left| \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \right| \quad (5)$$

Kriteria uji

Jika  $t_{hitung} > t_{tabel}$  maka tolak  $H_0$  atau jika  $p - value < \alpha 0,05$  maka tolak  $H_0$ .

#### 1.6 Uji diagnostik

Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan uji *white noise*. Uji ini dilakukan untuk melihat keacakan residual dengan menggunakan *Ljung Box* (Q) (Yusrini, et al., 2024).

Hipotesis

$H_0 = \rho_1 = \rho_2 \dots = \rho_k = 0$  (residual bersifat white noise)

$H_1 = \rho_k \neq 0, k = 1, 2, 3 \dots, k$  (residual tidak bersifat white noise)

Statistik uji

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^k \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \quad (6)$$

### Kriteria uji

Jika  $Q > X^2_{(1-\alpha,df)}$  maka tolak  $H_0$  (terima  $H_1$ ) atau jika  $p - value < \alpha 0,05$  maka tolak  $H_0$  (terima  $H_1$ ).

### 1.7 Pemodelan GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*)

GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) merupakan model yang dikembangkan oleh *Bollerslev*. Model ini adalah pengembangan dari model ARCH yang menggabungkan komponen *Moving Average* (MA) bersama dengan komponen *Autoregressive* (AR). Model GARCH ( $p,q$ ) merupakan model deret waktu yang menyatakan kondisi heteroskedastisitas dalam waktu  $t$  sebagai fungsi linear dari residual kuadrat  $\varepsilon^2$  dan varian bersyarat sebelumnya (Anbiya & Garini , 2022). Model GARCH ( $p,q$ ) dapat dinyatakan dalam persamaan berikut ini:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \lambda_p \sigma_{t-p}^2 \quad (7)$$

dengan:

$\sigma_t^2$  = varian kondisional

$\alpha_0, \alpha_1$  = konstanta

$\sigma_{t-p}^2$  = varians kondisional pada bulan  $t-p$

$\varepsilon_{t-q}^2$  = residual pada bulan  $t-p$

$\lambda_p$  = parameter GARCH, untuk  $p = 1,2,\dots,p$

$\alpha_q$  = parameter ARCH, untuk  $q = 1,2,\dots,q$

### 1.8 Pengukuran ketepatan peramalan

Ketepatan model peramalan dapat dihitung dari nilai RMSE (*Root Mean Square Error*). *Root Mean Square Error* (MRSE) adalah ukuran ukuran yang sering sekali di pakai untuk mencari perbedaan antara nilai-nilai prediksi pada model (Sutawinaya, et al., 2017). Untuk melihat data hasil peramalan pada data out sampel, maka dapat dilihat dari nilai RMSE. Akurasi akan semakin tinggi jika nilai RMSE nya semakin kecil (Sari, et al., 2021). Adapun rumus dari RMSE yaitu

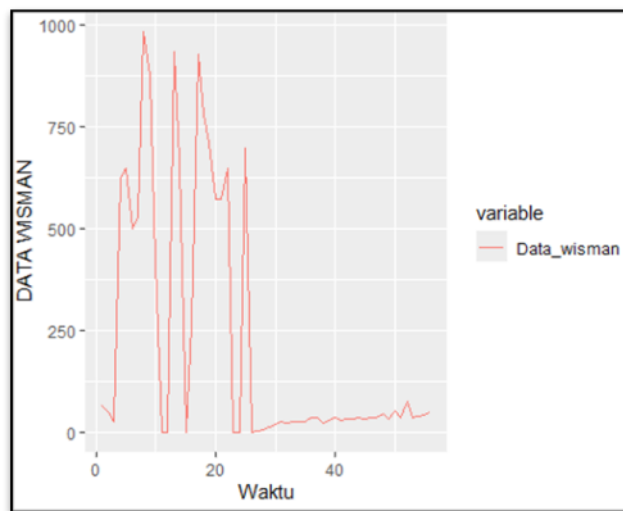
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2} \quad (8)$$

dengan:

$X_t$  = data aktual pada waktu ke-t  
 $\hat{X}_t$  = nilai hasil peramalan pada waktu ke-t  
 $n$  = banyaknya data out sampel

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

Analisis data dilakukan dengan menggunakan *software* R. Berdasarkan Plot data aktual jumlah wisatawan mancanegara yang datang langsung ke Indonesia dari tahun 2020-2024, terlihat bahwa data wisatawan mancanegara yang datang langsung ke Indonesia mengalami fluktuasi setiap bulannya, jumlah wisatawan mancanegara terendah berada di bulan april tahun 2022 yaitu sebesar 263 orang dan tertinggi berada di bulan Januari tahun 2020 dengan jumlah data wisman sebesar 65,337 orang. Plot data aktual wisatawan mancanegara dapat dilihat pada Gambar 1.



**Gambar 1 Plot data aktual wisatawan mancanegara**

**1.1 Uji Stasioneritas Data**

Tahap pertama yang harus dilakukan dalam analisis runtun waktu yaitu menguji kestasioneran data. Metode yang banyak digunakan untuk mengetahui kestasioneran data yaitu dengan uji akar unit menggunakan uji ADF. Jika diketahui data tersebut belum stasioner maka diperlukan proses *differencing*. Data dikatakan stasioner jika nilai ADF < nilai kritis (pada taraf nyata 1%,5%,10%) dan dikatakan data tidak stasioner jika nilai ADF > nilai kritis ADF (pada taraf nyata 1%,5%,10%) (Kurnia & Dzikrullah, 2022). Hasil uji ADF dapat dilihat pada tabel 2 di bawah ini:

**Tabel 1. Hasil Uji ADF**

Nilai ADF	Nilai Kritis ADF	<i>p – value</i>
-2.7129	3	0.2871

Berdasarkan hasil uji ADF diketahui bahwa data belum stasioner dalam rata-rata karena diperoleh hasil *p-value* = 0,2871 >  $\alpha$  0,05, maka dilakukan proses pembedaan

(*differencing*) 1 pada data transformasi sehingga diperoleh nilai  $p\text{-value} = 0,01 < \alpha 0,05$  yang berarti bahwa data telah stasioner dalam rata-rata.

**Tabel 2. Hasil Differencing**

Nilai ADF	Nilai Kritis ADF	$p - value$
-5.4716	3	0.01

Berdasarkan hasil uji stasioneritas data wisatawan mancanegara maka diperoleh nilai  $p\text{-value}$  0,01 artinya data stasioner pada taraf nyata  $\alpha = 1\%$  sehingga data tidak perlu di *differencing* lagi.

### 1.2 Mengidentifikasi model ARIMA ( $p,d,q$ )

Identifikasi model ARIMA dilakukan untuk menentukan urutan optimal dari model tersebut. Data wisatawan mancanegara memerlukan *differencing* 1 sehingga order  $d = 1$ . Sedangkan order  $p$  dan  $q$  ditentukan dengan melihat nilai AIC terkecil yang dihasilkan model. Model yang mempunyai nilai AIC terkecil merupakan model yang lebih baik sehingga orde dalam model tersebut merupakan orde model yang optimal. Adapun nilai AIC dari tiap model dapat di sajikan pada tabel berikut ini.

**Tabel 3. Nilai AIC Model**

Model	AIC
ARIMA (1,1,1)	772,4269
ARIMA (1,1,2)	772,4012
ARIMA (2,1,2)	755,3088
ARIMA (2,1,1)	754,8153

Model terbaik yang diperoleh yaitu ARIMA (2,1,1) yang memenuhi uji signifikansi parameter terhadap uji *white-noise*. Karena model ARIMA (2,1,1) memiliki nilai AIC terendah yaitu 754,815 yang berarti model tersebut adalah model yang paling baik untuk data wisatawan mancanegara yang datang langsung ke Indonesia.

### 1.3 Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi

Setelah mendapatkan model terbaik, tahap selanjutnya adalah mengestimasi parameter dan menguji signifikansi parameter dari model tersebut untuk melihat apakah data tersebut berpengaruh signifikan atau tidak. Hasil dari estimasi parameter dapat kita lihat dari tabel berikut ini:

**Tabel 4. Hasil Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model**

Model	Parameter	Koefisien	$p\text{-value}$	Keterangan
ARIMA (1,1,2)	AR (1) atau $\phi_1$	-0,61214	-2,6429	Signifikan
	MA (1) atau $\theta_1$	-0,21433	-1,2037	Tidak signifikan

MA (2) atau $\theta_2$	-0,78567	-4, 4765	Signifikan
------------------------	----------	----------	------------

Dari tabel tersebut terlihat hasil dari masing-masing estimasi parameter model ARIMA (1,1,2). Berdasarkan tabel tersebut, diperoleh bahwa tidak semua model signifikan terhadap parameter. Sehingga akan dilakukan pemeriksaan diagnostik pada model tersebut.

#### 1.4 Pemeriksaan Diagnostik

Pengujian diagnostik dilakukan untuk mengetahui kelayakan dari model ARIMA dengan melalui uji *white-noise*. Hasil dari diagnostik model dengan menggunakan Ljung-Box dapat dilihat pada tabel berikut ini:

**Tabel 5. Hasil Uji White Noise**

Lag	Statistik	df	<i>p-value</i>
5	18.62564	2	9.025981e-05
10	39.67921	7	1.449831e-06
15	45.22496	12	9.429389e-06
20	47.27000	17	1.109376e-04
25	50.03424	22	5.802455e-04
30	50.27462	27	4.229741e-03

Hasil dari pengujian *white noise* pada seluruh lag yang diuji menghasilkan nilai *p-value* kurang dari 0,05. Hal ini menunjukkan bahwa residual tersebut tidak acak dan terindikasi mengandung heteroskedastisitas sehingga menyebabkan model tidak mampu menjelaskan data dengan baik. Hal ini bisa diatasi dengan memodelkan residual menggunakan model GARCH.

#### 1.5 Pemodelan GARCH (*p,q*)

Pemodelan GARCH dilakukan terhadap data residual. Langkah pertama adalah dengan menentukan urutan optimal model dengan melihat nilai AIC terkecil dari beberapa model yang di simulasikan. Adapun hasil dari nilai AIC model sebagai berikut:

**Tabel 6. Nilai AIC dan Model GARCH**

Model	AIC
GARCH (0,1)	760.7464
GARCH (0,2)	744.5225
GARCH (0,3)	727.5221
GARCH (0,1)	760.7464
GARCH (1,1)	762.1577
GARCH (1,2)	746.1582

Berdasarkan tabel tersebut terlihat bahwa model GARCH terbaik adalah (0,3) dengan nilai AIC sebesar 727.5221. Hasil estimasi parameter dan uji signifikansi dari model GARCH (0,3) dapat di lihat pada tabel berikut ini:

**Tabel 7. Hasil Estimasi Parameter GARCH (0,3) dan Uji signifikansi**

	Parameter	Estimasi	<i>P-value</i>
GARCH (0,3)	$a_0$	6.471e+04	2.913
	$a_1$	2.420e-10	0.000
	$a_2$	2.998e-01	0.766
	$a_3$	2.736e-01	0.851

Berdasarkan tabel tersebut dapat dilihat bahwa semua parameter berpengaruh signifikan, karena nilai *p-value* yang dihasilkan lebih kecil dari 0,05. Uji diagnostik model menghasilkan nilai *p-value* > 0,05 yaitu 0.39468 hal ini menunjukkan bahwa residual model memenuhi asumsi *white noise*. Model ini memiliki nilai RMSE sebesar 274.0599. berdasarkan nilai RMSE dan uji signifikansi parameter model ARIMA (1.1.2) kurang optimal karena salah satu parameternya (MA1) tidak signifikan.

#### KESIMPULAN

Dari hasil serta pembahasan mengenai peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara yang datang langsung ke Indonesia dengan menggunakan model ARIMA-GARCH maka dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk peramalan yaitu ARIMA (2,1,1) hal ini berdasarkan pada nilai AIC terendah yaitu 754,815. Dan nilai GARCH (0,3) sebagai model terbaik untuk menangkap fluktuasi pada residual ARIMA.

#### UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terimakasih kepada semua pihak yang telah membantu dalam menyelesaikan artikel ini, terutama kepada keluarga, pembimbing, dan rekan-rekan yang telah memberikan dukungan dan masukan. Semoga artikel ini bermanfaat dan dapat menjadi kontribusi kecil bagi perkembangan ilmu pengetahuan.

#### REFERENSI

- Anbiya, W. & Garini, F. C., 2022. "Application Of Garch Forecasting Method In Predicting The Number Of Rail Passengers (Thousands Of People) In Jabodetabek Region". *Jurnal Matematikasa Statistika, Dan Komputasi*, 18(2), Pp. 198-223.
- Fadhilah, D. N., Parmikanti, K. & Ruchjana, B. N., 2024. "Peramalan Return Saham Subsektor Perbankan Menggunakan Model Arima-Garch". *Jurnal Fourir*, 13(1), Pp. 1-19.
- Fattah, M., Utami, T. N. & Sofiati, D., 2020. "Peramalan Kunjungan Wisatawan Dan Daya Dukung Bee Jay Bakau Resort Probolinggo". *Jurnal Analisis Kebijakan Kehutanan*, 17((2)), Pp. 153-163.
- Faustina, R. S., A, A. & P, H., 2017. "Model Hybrid Arima-Garch Untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas Menggunakan Software R". *Unnes Journal Of Mathematics*, 6(1), Pp. 12-24.

Hadiriyanto, I. & Darsyah, M. Y., 2018. "Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Di Provinsi Bali Dengan Menggunakan Arima Dan Winter". *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Unimus*, 1(E-Issn: 2654-766x), Pp. 405-411.

Hendikawati, P. & Mariani, S., 2016. "Analisis Intervensi Fungsi Step Pada Harga Saham (Studi Kasus Saham Pt Fast Food Indonesia Tbk)". *Unnes Journal Of Mathematics*, 5((2)), Pp. 181-189.

Hidayat, R. & Mustawinar, B. H., 2022. "Peramalan Jumlah Wisatawan Asing Dengan Model Arima". *Jurnal Matematika Dan Aplikasinya (Ijma)*, 2((2)), Pp. 104-115.

Indrasetianingsih, A. & Damayanti, I., 2017. "Prediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Di Indonesia Dengan Menggunakan Metode Arima Box-Jenkins Dan Jaringan Syaraf Tiruan". *Jurnal Imiah Dan Aplikasi Statistika*, 10(2), Pp. 7-14.

Indrasetianingsih, A., Damayanti, I. & Susanto, T., 2017. "Analisis Arima Box Jenkins Untuk Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Di Indonesia". *Seminar Nasional Matematika Dan Aplikasinya*, Pp. 226-229.

Kurnia, R. P. & Dzikrullah, A. A., 2022. "Volatilitas Harga Bawang Di Jawa Barat Dengan Metode Arch/Garch". *Jurnal Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika*, 3(3), Pp. 468-477.

Prianda, B. G. & Widodo, E., 2021. "Perbandingan Metode Seasonal Arima Dan Extreme Learning Machine Pada Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Ke Bali". *Jurnal Matematika Dan Terapan*, 15(4), Pp. 639-650.

Rukini, Munawaroh, A. & Rusmiyati, 2015. "Pemilihan Model Terbaik Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara (Wisman) Ke Bali Tahun 2014". *Jurnal Buletin Studi Ekonomi*, 20(1), Pp. 66-75.

Sari, E. N., Susanto, B. & Setiawan, A., 2021. "Perbandingan Hasil Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Dengan Metode Box-Jenkins Dan Exponential Smoothing". *Jambura Journal Of Probability And Statistics*, 2(1), Pp. 1-13.

Soraya, S. Et Al., 2024. "Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Di Provinsi Nusa Tenggara Barat (Ntb) Menggunakan Metode Arima Box-Jenkins". *Variansi: Journal Of Statistics And Its Application On Teaching And Research*, 6(01), Pp. 35-43.

Sukraini, T. T., 2016. "Peramalan Kunjungan Wisatawan Ke Uluwatu Dengan Menggunakan Model Autoregressive Integrated Moving Average". *Jurnal Matrix*, 6((1)), Pp. 47-54.

Sutawinaya, P., Astawa, N. G. A. & Hariyanti, N. K. D., 2017. "Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Pada Peramalan Curah Hujan". *Jurnal Logic*, 17(2), Pp. 92-97.

Utami, R. & Indra Maulana, M. W., 2020. "Visualisasi Prediksi Kunjungan Wisatawan Mancanegara Menggunakan Model Time Series". *Joutica*, 5((2)), Pp. 356-362.

Yusrini, Firmayasari, D., Hukmah & M, S., 2024. "Analisis Peramalan Jumlah Pengangguran Di Provinsi Aceh Tahun 2023-2032 Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average(Arima)". *Proximal: Jurnal Penelitian Matematika Dan Pendidikan Matematika*, 7(2), Pp. 961-974.