# Penerapan Model Arch Dan Garch Dalam Peramalan Jumlah Penumpang Datang Di Bandara Internasional Minangkabau

# Azizah Wulandari<sup>1</sup>, Media Rosha<sup>2</sup>

1.2, Prodi Matematika, Fakultas Matematika Ilmu Pengetahuan dan Alam Universitas Negeri Padang (UNP),

# **Article Info**

#### Article history:

Received August 22, 2023 Revised August 28, 2023 Accepted March 20, 2024

#### Keywords:

Transportasi Peramalan Heteroskedastisitas ARCH GARCH

#### Kata Kunci:

Transportation Forecasting Heteroscedasticity ARCH GARCH

#### ABSTRACT

Air transport is the first choice for people who travel long distances. Forecasting is important in the decision-making process, especially for air transportation which can provide information on the increase and decrease in passengers that fluctuate. To describe the fluctuation of a data that changes rapidly over time results in the variance of error changing over time, so the data is estimated to be heteroscedasticity. ARCH and **GARCH** methods are useful for modeling heteroscedasticity elements in data. The following research includes applied research, using data on the number of passengers arriving on airplanes in 2018 -2022. From the results of the study, the best model according to the lowest AIC value was obtained the GARCH model (1.2). The variance equation in the GARCH model (1,2) is . Then using the GARCH model (1.2), forecasting was carried out in 2018 – 2022, which was as many as 60 data. From the forecasting results obtained the number of passengers came the aircraft.

# **ABSTRAK**

Transportasi udara merupakan pilihan pertama untuk orang yang melakukan perjalanan jarak jauh. Peramalan penting dalam proses pengambilan keputusan, terkhusus untuk transportasi udara yang bisa memberikan informasi terhadap peningkatan serta penurunan penumpang yang terjadi fluktuasi. Untuk menggambarkan fluktuasi suatu data yang berubah dengan cepat dari waktu ke waktu mengakibatkan variansi error-nya berubah setiap waktu, diperkirakan bersifat heteroskedastisitas. Metode ARCH dan GARCH berguna untuk memodelkan unsur heteroskedastisitas pada data. Penelitian berikut termasuk penelitian terapan, menggunakan data jumlah penumpang datang pesawat terbang pada tahun 2018 –2022. Dari hasil penelitian diperoleh model terbaik menurut nilai AIC terendah yaitu model GARCH (1,2). Persamaan varians pada model GARCH (1,2) adalah  $\sigma_t^2$  =  $0.000042 + 0.067 \hat{\epsilon^2}_{t-1} + 0.815 \sigma^2_{t-1} + 0.089 \sigma^2_{t-2}.$ Kemudian menggunakan model GARCH (1,2) dilakukan peramalan pada tahun 2018 – 2022 yaitu sebanyak 60 data. Dari hasil peramalan yang diperoleh jumlah penumpang datang pesawat terbang.

This is an open access article under the CC BY-SA license.



#### Penulis pertama

ISSN: 2807-3460

(Azizah Wulandari)

Program Studi Matematika, Departemen Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negari Padang, Jl.Prof.Dr. Hamka, Air Tawar barat, Padang Utara, Padang, Indonesia. Kode Pos: 25131 Email: <a href="mailto:azizahwulandarii12@gmail.com">azizahwulandarii12@gmail.com</a>

#### 1. PENDAHULUAN

Transportasi adalah perpindahan manusia atau barang dari tempat asal ketujuan yang dilakukan oleh manusia atau mesin dengan menggunakan satu moda atau lebih. Pelaksanaan pemenuhan kebutuhan masyarakat akan transportasi yang efisien dan efektif tersebut harus ada langkah serta terobosan dengan melakukan sistem angkutan terpadu (Integrasi Antar Moda). Menurut [1], Integrasi yang bagus melingkupi faktor keamanan, kenyamanan, dan kelancaran pada proses pengangkutan dan alihmoda. Penataan transportasi bertujuan untuk memaparkan sarana serta prasarana transportasi supaya bisa membantu pergerakan manusia, barang ataupun kendaraan. Perencanaan berguna mencapai keseimbangan diantara banyak penumpang serta volume penerbangan dalam waktu selanjutnya.

Menurut [2], banyak penumpang pesawat yang datang ke BIM pada Januari 2023 sebanyak 75,49 ribu orang turun sebesar 13,28% dibandingkan pada bulan Desember 2023 yang tercatat sebesar 87,05 ribu orang. Jika dibandingkan Januari 2022 terjadi peningkatan 14,20%. Banyak penumpang pesawat yang berarsal dari luar negeri melalui BIM di bulan Januari 2023 sebanyak 8,07 ribu orang. Jumlah penumpang pesawat yang datang dengan penerbangan domestik dan internasional sebanyak 83,55 ribu orang, turun 9,68% dari bulan sebelumnya. Jika dibandingkan dengan Januari 2022 terjadi peningkatan sebesar 26,40%. Adanya perubahan itu bisa dijadikan sebagai data dalam pengambilan kebijakan, terkhusus pada bidang penerbangan guna penyesuaian dalam peningkatan serta penurunan penumpang periode selanjutnya [3].

Fungsi peramalan pada suatu penelitian aialah sebagai promotor aktivitas yang sudah dibuat pada perencanaan. Hal terpenting sebelum melakukan peramalan, yakni melihat pola datanya. Didasarkan pada selang waktu, peramalan dikelompokkan menjadi, menurut [4] yaitu jangka panjang, pendek serta menengah. Metode peramalan jangka pendek menurut [5] yaitu : time series, causal atau judgement technique.

Adanya unsur heteroskedastisitas yaitu adanya gangguan *error* yang variansinya tidak sama atau tidak konstan pada data *Time Series*, melakukan pemodelan serta peramalan dengan menggunakan ARIMA *Box Jenkins* tidak valid lagi, maka perlu metode lain untuk memodelkan unsur heteroskedastisitas yaitu penggunaan pemodelan ARCH dan GARCH untuk memodelkan volatilitas dari data tersebut [6]. Menurut [7], juga menjelaskan heteroskedastisitas berpengaruh terhadap akurasi selang kepercayaan peramalan, jadi efisiensi dan akurasi pendugaan bisa dilakukan dengan cara menyusun model dengan pertimbangan unsur heteroskedastisitas. Model ARCH dan GARCH adalah penyelesaian suatu model pendekatan tertentu guna mengukur masalah volatilitas yang tinggi.

Konsep yang mendasari model ARCH ialah variansi residual tergantung kepada fluktuasi residual kuadrat dari beberapa periode sebelumnya [8]. Konsep model GARCH ialah variansi residual tidak hanya bergantung pada residual waktu sebelumnya tetapi juga variansi residual waktu sebelumnya [9]. Pada perkembangan selanjutnya, model ARCH dan GARCH digunakan sebagai alat analisis yang penting dalam data *Time Series*, terkhusus data keuangan. Model tersebut berguna sebagai tujuan analisis juga peramalan volatilitas. Untuk menangani data yang bersifat heteroskedastisitas ini dapat digunakan metode ARCH-GARCH sehingga bisa mendapatkan pemodelan terbaik serta peramalannya.

#### 2. METODE

Jenis penelitian ialah terapan. Menurut [10], penelitian terapan diartikan sebagai penelitian yang mempunyai tujuan untuk mendapat pengetahuan yang secara mudah bisa diaplikasikan. Penelitian yang dilakukan adalah membuat pemodelan serta meramalkannya untuk beberapa periode kedepan

dengan memakai metode ARCH dan GARCH yang diterapkan pada jumlah penumpang pesawat terbang dosmetik.

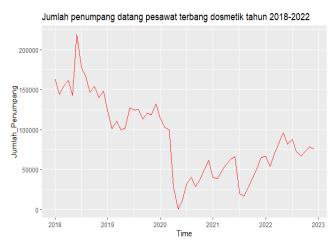
Jenis data pada penelitian ialah data sekunder yang didapat dari data jumlah penumpang datang pesawat terbang dosmetik. Data yang digunakan ialah data jumlah penumpang pada tahun 2018 - 2022 dalam Badan Pusat Statistik Sumatra Barat . Menurut [11], data sekunder ialah data yang dihimpun dari lembaga pengumpul data juga dipublikasikan untuk masyarakat pengguna data. Metode olahan data untuk menganalisis data jumlah penumpang datang sebagai berikut:

- 1. Bentuk model ARIMA, Parameter, dan White-Noise.
  - Kestasioneran data terhadap varians
  - Kestasioneran data terhadap mean
  - Penaksiran dan pengujian parameter
  - Uji asumsi white noise
  - Uji asumsi normalitas
- 2. Hasil ramalan
  - Uji efek ARCH
  - Model Garch
  - Model Arima (0,1,1) GARCH (1,2)

# 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

# 3.1. Deskripsi Data

Data yang dipakai data sekunder yang diperolah dari BPS Sumatera Barat. Data tersebut berupa data jumlah penumpang datang pesawat terbang dosmestik selama periode tahun 2018 hingga tahun 2022 dengan total sebanyak 60 data. Langkah awal mengeksplorasi data yang dilakukan pada penelitian ini yaitu membuat plot deret waktu dari data penelitian. Plot deret waktu digunakan untuk melihat pola dari data atau memberi gambaran pada suatu data dengan menggunakan koordinat cartesian. Dari plot data yang diperoleh nantinya, akan dilihat bagaimana data bergerak naik turun setiap tahunnya yang menggambarkan bahwa data tersebut cenderung naik atau bahkan cenderung turun. Berikut hasil plot time series banyak penumpang datang pesawat terbang domestik periode tahun 2018 - 2022.



Gambar 1. Grafik jumlah penumpang datang pesawat terbang dosmetik tahun 2018 – 2022.

Berdasarkan Gambar 1, dapat dilihat bahwa jumlah penumpang di Bandar Udara Internasional Minangkabau mengalami fluktuasi dan pertahunnya meningkat. Kerena adanya kecenderungan peningkatan tersebut, mengakibatkan jumlah penumpang mempunyai unsur trend. Dari periode 1 sampai 60 data naik berfluktuasi namun dalam 27 periode pertama data turun berfluktuasi.

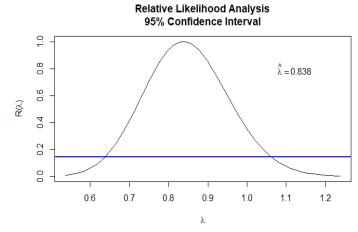
# 3.2. Analisis Data

#### 3.2.1. Bentuk Model ARIMA, Parameter, dan White-Noise

Dalam mengidentifikasi suatu model ARIMA, maka akan dilakukan dengan memeriksa stasioneritas data jumlah penumpang datang pesawat terbang domestic melalui beberapa uji. Berikut akan dilihat bagaimana kestasioneran data terhadap varians dan terhadap *mean* .

#### a. Kestasioneran Data Pada Varian

Kestasioneran data pada varians akan diselediki menggunakan uji Box-Cox untuk mengetahui nilai  $\lambda$ , jika nilai  $\lambda$  mendekati 1 berarti data sudah stasioner pada varians. Visualisasi plot uji Box-Cox data aktual harga emas bisa diperhatikan pada Gambar berikut:



Gambar 2. Visualisasi Plot Uji Box-Cox

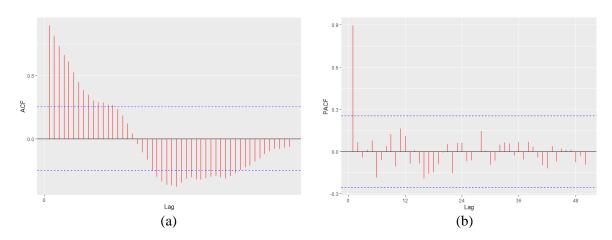
Hasil pengujian Box-Cox untuk data jumlah penumpang datang pesawat terbang domestik menunjukkan bahwa nilai  $\lambda$  yang didapat pada data aktual sebesar 0,838 artinya mendekati 1, sehingga dapat disimpulkan bahwa data jumlah penumpang datang pesawat terbang domestik telah stasioner pada varians.

# b. Kestasioneran Data Pada Mean

Salah satu uji statistik yang berguna untuk melihat kestasioneran data pada rataan adalah uji ADF. Pengujian hipotesis yang digunakan untuk uji ADF ialah sebagai berikut:

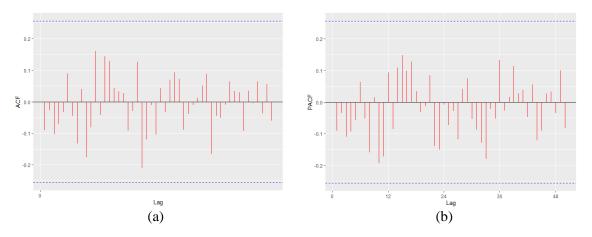
H0: Data tidak stasioner pada mean

H1: Data stasioner pada mean



Gambar 3. Plot (a) ACF dan (b) PACF Uji Stasioner Terhadap Mean

Hasil uji stasioner pada mean pada data jumlah penumpang datang pesawat terbang domestik sudah stasioner setelah dilakukan diff satu kali (d=1). Hal ini karena nilai p-value  $(0,01) < \alpha$  (0,05), sehingga dapat menolak H0 dan data stasioner [12]. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa data jumlah penumpang datang pesawat terbang domestik telah stasioner pada mean.



Gambar 4. Plot (a) ACF dan (b) PACF Pada Data Jumlah Penumpang Datang Pesawat Terbang Domestik Differencing Satu Kali

Gambar diatas menunjukkan bahwa plot ACF menurun secara eksponensial (*tails off*), hal yang sama plot PACF juga menurun secara eksponensial (*tails off*). Maka pada penelitian digunakan model ARIMA (p,q). Pada penelitian ini menentukan order parameter dapat dilihat melalui lag yang signifikan. Sehingga berdasarkan hasil plot ACF dan PACF dapat dirumuskan beberapa model yaitu ARIMA (1,1,0) (1,1,0)<sup>12</sup>, ARIMA (0,1,1) (0,1,1)<sup>12</sup>, ARIMA (0,1,0) (1,1,0)<sup>12</sup> dan ARIMA (0,1,0) (0,1,1)<sup>12</sup>. Sehingga dilakukan pemilihan model menggunakan nilai AIC sebagai berikut.

Berdasarkan hasil nilai AIC pada output diatas diperoleh bahwa nilai AIC terkecil yaitu pada model 2 sebesar 499,8937 sehingga menurut [13] bisa disimpulkan jika model terbaik pada data jumlah penumpang datang pesawat domestik adalah model ARIMA (0,1,1) (0,1,1)<sup>12</sup>.

# c. Penaksiran Dan Pengujian Parameter

Selanjutnya semua model tersebut dilakukan uji signifikansi parameter menggunakan hipotesis sebagai berikut:

 $H0: \phi = 0$  (parameter model tidak signifikan)

# $H1: \phi \neq 0$ (parameter model signifikan)

Adapun uji signifikansi parameter untuk semua model dapat dilihat pada output berikut:

```
z test of coefficients:
Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ma1   0.36575   0.12319   2.9690  0.002987 **
sma1 -0.99998    0.40727 -2.4553  0.014075 *
Signif. codes:   0 `***'  0.001 `**'  0.05 `.'  0.1 `' 1
```

Hasil pengujian signifikansi parameter pada data jumlah penumpang datang pesawat terbang domestik menunjukkan bahwa p-value semua parameter untuk semua model lebih kecil dari  $\alpha$  (0,05), artinya dapat menolak H0 dan parameter model signifikan. Maka bisa disimpulkan semua parameter pada model signifikan dengan tingkat kesalahan 5%. Selanjutnya melakukan uji diagnostik pada semua model yang mempunyai nilai dugaan parameternya signifikan.

# d. Uji Asumsi White Noise

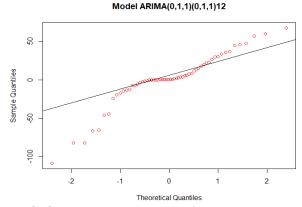
Model dengan nilai taksiran parameternya signifikan, kemudian diuji diagnostik guna melihat apakah galat pada model sudah bersifat *white noise* atau belum.

```
Box-Ljung test
data: model2$residuals
X-squared = 22.244, df = 20, p-value = 0.3274
```

Hasil pengujian *White Noise* menunjukkan bahwa *p-value* model sebesar 0,3274 artinya besar dari  $\alpha$  (0,05), artinya dapat menolak *H*0. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model jumlah penumpang datang pesawat terbang domestik yaitu ARIMA (0,1,1) (0,1,1)<sup>12</sup> memenuhi ketentuan *white noise*.

# e. Uji Asumsi Normalitas

Selanjutnya untuk mendeteksi kenormalan residual pada model, maka dilakukan uji normalitas menggunakan grafik Q-Q plot sebagai berikut:



Gambar 5. Plot Q-Q Data Jumlah Pengunjung Datang Pesawat Terbang

Berdasarkan gambar diatas dapat dilihat bahwa plot Q-Q pada model data jumlah penumpang datang pesawat terbang menggambarkan pola grafik normal. Tampak pada titik-titik yang tersebar diantara garis diagonal juga penyebarannya menuruti garis diagonal.

Selanjutnya dalam melihat apakah data stasioner pada *mean* bisa dilakukan dengan dua cara yaitu melalui plot ACF dan PACF serta uji statistik. Uji statistik yang digunakan untuk melihat kestasioneran data terhadap *mean* adalah uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Uji hipotesis yang digunakan untuk uji ADF adalah sebagai berikut:

H0: Data tidak stasioner terhadap mean

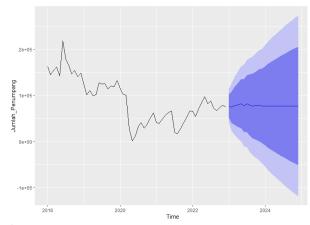
H1: Data stasioner terhadap mean

Hasil uji stasioner terhadap *mean* pada data jumlah penumpang datang pesawat terbang domestik stasioner sesudah dilakukannya *differencing* pertama(d = 1). Hal ini disebabkan nilai *p-value*  $(0,01) < \alpha(0,05)$ , sehingga tolak H0 dan data stasioner. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa data jumlah penumpang datang pesawat terbang domestik sudah stasioner terhadap *mean*.

# 3.2.2. Hasil Ramalan

Berikut hasil peramalan data jumlah penumpang datang pesawat terbang menggunakan model ARIMA (0,1,1)  $(0,1,1)^{12}$ .

Poir	nt	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan	2023	77003.70	52053.6167	101953.8	38845.8410	115161.6
Feb	2023	74281.94	40161.7599	108402.1	22099.6284	126464.2
Mar	2023	77267.89	35965.7546	118570.0	14101.7237	140434.1
Apr	2023	79261.00	31852.7055	126669.3	6756.2695	151765.7
May	2023	81510.31	28697.1796	134323.4	739.5982	162281.0
Jun	2023	78011.23	20297.2280	135725.2	-10254.7213	166277.2
Jul	2023	82056.12	19826.0078	144286.2	-13116.6220	177228.9
Aug	2023	78867.20	12427.2586	145307.2	-22743.9244	180478.3
Sep	2023	76836.86	6438.3807	147235.3	-30828.3252	184502.1
Oct	2023	77687.71	3541.7271	151833.7	-35708.7840	191084.2
Nov	2023	78467.42	754.4503	156180.4	-40384.3133	197319.2
Dec	2023	77145.72	-3977.5619	158269.0	-46921.6317	201213.1
Jan	2024	77230.77	-8942.2707	163403.8	-54559.5247	209021.1
Feb	2024	77230.77	-13588.4746	168050.0	-61665.2803	216126.8
Mar	2024	77230.77	-18008.2841	172469.8	-68424.7957	222886.3
Apr	2024	77230.77	-22231.8847	176693.4	-74884.2353	229345.8
May	2024	77230.77	-26283.2963	180744.8	-81080.3347	235541.9
Jun	2024	77230.77	-30182.0047	184643.6	-87042.8947	241504.4
Jul	2024	77230.77	-33944.0761	188405.6	-92796.4865	247258.0
Aug	2024	77230.77	-37582.9429	192044.5	-98361.6529	252823.2
Sep	2024	77230.77	-41109.9707	195571.5	-103755.7765	258217.3
Oct	2024	77230.77	-44534.8785	198996.4	-108993.7210	263455.3
Nov	2024	77230.77	-47866.0542	202327.6	-114088.3145	268549.9
Dec	2024	77230.77	-51110.7964	205572.3	-119050.7195	273512.3



Gambar 6. Ramalan Jumlah Penumpang Datang Pesawat Terbang

# **3.2.2.1.** Uji Efek ARCH

Menurut [14], setelah dilakukan uji efek ARCH untuk 5 lag awal, semua nia p-value menunjukkan tidak signifikan, sehingga akan dicoba dengan GARCH.

```
ARCH heteroscedasticity test for residuals alternative: heteroscedastic
```

```
Portmanteau-Q test:
     order
               PQ p.value
[1,]
        4
            1.59
                    0.811
[2,]
         8
            2.50
                    0.962
[3,]
        12
            3.20
                    0.994
[4,]
        16
            5.87
                    0.989
[5,]
        20
            6.56
                    0.998
[6,]
        24 17.30
                    0.836
Lagrange-Multiplier test:
     order
                 LM
                    p.value
[1,]
         4 56.4770 3.32e-12
[2,]
         8 22.8042 1.84e-03
[3,]
        12 10.5606 4.81e-01
[4,]
        16
            4.4914 9.96e-01
[5,]
        20
            1.5617 1.00e+00
[6,]
        24
            0.0762 1.00e+00
```

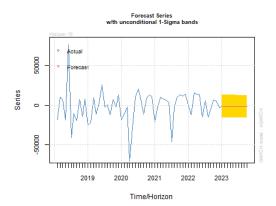
#### 3.2.2.2 Model GARCH

Menurut [15], model GARCH merupakan generalisasi dari model ARCH. Hasil pengujian signifikansi parameter model GARCH pada data jumlah penumpang datang pesawat terbang domestik menunjukkan bahwa p-value sebagian besar parameter lebih kecil dari  $\alpha$  (0,05), artinya dapat menolak H0 dan parameter model signifikan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa sebagian besar parameter untuk model signifikan pada tingkat kesalahan 5%.

# 3.2.2.3 Model ARIMA (0, 1, 1) - GARCH (1, 2)

Diperoleh mean model yakni ARIMA(0,1,1) dan varian model yaitu GARCH(1,2) terbaik digunakan dalam peralaman data banyak penumpang datang pesawat terbang domestik, terlihat pada uji dignostik model pada plot QQ-norm terlihat sebaran residual mengikuti garis lurus sehingga bisa dikatakan bahwa penyebaran residual normal, lalu untuk uji autokorelasi dapat dilihat plot ACF squared residual telah terlihat bahwa setiap lag berada dibawah batas, sehingga dapat dikatakan bahwa tidak ada autokorelasi antar residual, diperkuat dengan nilai p-value pada uji L-jung Box yang lebih besar dari alpha= 0.05.

# 3.2.2.4. Peramalan Model ARIMA (0, 1, 1) – GARCH (1, 2)



Gambar 7. Plot Peramalan Jumlah Penumpang Datang Pesawat Terbang ARIMA (0, 1, 1) – GARCH (1, 2)

Pada hasil ramalan untuk data jumlah penumpang datang pesawat terbang domestik untuk ke 10 waktu kedepan dapat dilihat pada plot diatas menunjukkan bahwa hasil ramalan bernilai sama sehingga membentuk garis lurus.

#### 4. KESIMPULAN

Jumlah penumpang datang pesawat terbang dosmestik pada tahun 2018 – 2022 dengan jumlah data 60 dapat diramalkan menggunakan model ARCH lag hingga 5 tidak signifikan, lalu dicobakan pada beberapa model GARCH dan dibandingkan nilai-nilai seperti AIC dan signifikan parameter, maka akan digunakan model GARCH (1,2) yang memeliki nilai AIC kecil dan parameter yang hampir signifikan.

Sehingga diperoleh model Mean yaitu ARIMA (0,1,1) dan model Varian yaitu GARCH (1,2). Dengan persamaan sebagai berikut:

- a. Mean Model Arima (0,1,1),  $Y_t = 0.416 + e_t + 0.754 e_{t-1}$
- b. Varian Model GARCH (1,2),  $\sigma^2_t = 0.000042 + 0.067 \epsilon^2_{t-1} + 0.815 \sigma^2_{t-1} + 0.089 \sigma^2_{t-2}$  Jumlah penumpang datang pesawat terbang dosmetik pada bulan Maret 2023 dan Juni 2024 mengalami penurunan, kemudian naik kembali hingga tanggal Juni 2023 dan juli 2024 walaupun kenaikannya tidak signifikan.

# **REFERENSI**

- [1] Falyntina, E. 2020. *Penataan Integrasi Fisik Antara Stasiun Tanjung Karang Dan Terminal Pasar Bawah Di Kota Bandar Lampung*. Politektnik Transportasi Darat Indonesia.
- [2] Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatra Barat, 2022. Jumlah Penumpang Pesawat Terbang Dalam Negeri dan Luar Negeri yang Datang dan Berangkat di Bandara Internasional Minangkabau Menurut Bulan (orang), 2022. Kota Padang: Badan Pusat Statistik.
- [3] Tarigan, A. 2009. *Estimasi Emisi Kendaraan Bermotor di Beberapa Ruas Jalan Kota Medan* (Doctoral dissertation, Universitas Sumatera Utara).
- [4] Satyarini, R. 2007. Menentukan Metode Peramalan yang Tepat. Bina Ekonomi, 11(1).
- [5] Heizer, Jay & Barry Render. 2002. Operation Management, 7th Edition. Prentice Hall.
- [6] Reykov, T., & George, A. M.. 2013. *Basic Statistics An Introduction with R*. United Kingdom: Rowman & Littlefield Publisher, Inc.
- [7] Nopitasari, E. 2017. Pengaruh Lokasi, Produk, Reputasi, Dan Pelayanan Terhadap Keputusan Mahasiswa Iain Surakarta Menggunakan Bank Syariah. Institut Agama Islam Negeri Surakarta, 91(5), 144.
- [8] Engle, RF. 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. Journal of Econometrica. Vol. 50 No. 4. Hal 987-1007.
- [9] Bollerslev. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*. 31:307-327.

- [10] Sugiyono, 2010. *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif dan R & D.* Bandung : Penerbit Alfabeta.
- [11] Kuncoro, M. 2003. Metode riset untuk bisnis & ekonomi: bagaimana meneliti & menulis tesis. Jakarta: Erlangga.
- [12] Gujarati, D. N. & Porter, D. C. 2009. Basic Econometrics. 5 th ed. McGraw-Hill Irwin, New York.
- [13] Gujarati, dkk. 2011. Ekonometri Dasar. Erlangga. Jakarta.
- [14] Suhartini. 2007. Peramalan dengan Model ARCH. Universitas Sanata Dharma
- [15] Bollerslev. 1986. *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*. Journal of Econometrics. 31:307-327.