

# Aplikasi Metode Arima Box-Jenkins Untuk Meramalkan Penggunaan Harian Data Seluler

Ilham Aksan<sup>1</sup>, Khalilah Nurfadilah<sup>2</sup>,

<sup>1, 2, 3</sup> Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, Indonesia  
e-mail: <sup>1</sup>60600117004@uin-alauddin.ac.id <sup>2</sup>khalilah@uin-alauddin.ac.id

**Abstrak.** Metode Box-Jenkins adalah salah satu metode peramalan time series. Metode ini menggunakan nilai di masa lalu sebagai variabel dependen dan variabel independen diabaikan. Metode Box-Jenkins memiliki kelebihan yaitu dapat digunakan pada data yang tidak stasioner dapat digunakan pada semua pola data sehingga metode ini dapat digunakan untuk meramalkan penggunaan harian data seluler. Tujuan dari penelitian untuk mengetahui model dan memprediksi jumlah penggunaan harian data seluler yang menggunakan data pada tanggal 10 Maret 2020 hingga 29 Mei 2020. Hasil analisis menunjukkan model terbaik untuk penggunaan harian data seluler adalah ARIMA (0,1,2). Model terbaik sudah memenuhi syarat uji yaitu uji signifikansi parameter dan pemeriksaan diagnostik.

**Kata kunci:** ARIMA, data seluler, time series

**Abstract.** The Box-Jenkins method is one of the time forecasting methods series. This method uses values in the past as the dependent variable and variable independently ignored. The Box-Jenkins method has the advantage of being usable on non-stationary data which can be used on all data patterns so that this method can be used to predict the daily use of cellular data. The purpose of the study to find out the model and predict the amount of cellular data daily usage using data from March 10, 2020 to May 29, 2020. Results of the analysis shows the best model for daily use of cellular data is ARIMA (0,1,2). The best model meets the test requirements, namely the parameter significance test and diagnostic checking.

**Keywords:** cellular data, ARIMA, time series

## I. PENDAHULUAN

Pada era globalisasi seperti saat ini, teknologi merupakan salah satu faktor yang dapat mempengaruhi tingkat kemajuan suatu negara seperti di Indonesia. Salah satu perkembangan teknologi yang sangat cepat berkembang yaitu adanya ponsel pintar atau HP. Penggunaan HP atau ponsel pintar tidak bisa dilepaskan dalam kehidupan sehari-hari. Seiring berkembangnya teknologi, HP atau ponsel pintar semakin dipercanggih dengan berbagai fitur. Salah satu fitur yang paling sering digunakan yaitu data seluler. Hampir setiap pengguna ponsel pintar yang mempunyai teknologi canggih menggunakan fitur data seluler ini. Dalam penggunaannya, data seluler sangat berperan penting, karena melalui fitur ini orang-orang dapat mengakses internet secara bebas. Penggunaan data seluler sangat penting diketahui pengguna dengan tujuan agar pengguna dapat mengetahui berapa banyak kuota/data yang dipakai setiap harinya. Dalam hal ini, kita dapat menggunakan peramalan untuk mengetahui tingkat penggunaan data/kuota dalam beberapa hari, atau beberapa bulan kedepan.

Peramalan adalah suatu kegiatan yang memiliki tujuan untuk menduga atau memperkirakan suatu peristiwa di masa yang akan datang serta merupakan alat bantu dalam melakukan perencanaan yang efektif dan efisien [1]. Pendugaan jumlah data di masa depan dengan

memanfaatkan data di masa lalu berdasarkan suatu persamaan yang matematis. Pemilihan metode peramalan tergantung dari pola datanya, faktor yang mempengaruhi hasil peramalan dan faktor lainnya. Metode peramalan dengan analisis berdasarkan data waktu adalah metode peramalan time series atau deret berkala. Model ini melakukan pengamatan secara berkesinambungan terhadap variabel yang terdiri dari waktu yang sama seperti tiap hari, minggu, bulan dan tahun. Metode peramalan deret waktu digunakan untuk mengetahui perkembangan suatu kejadian dan dapat digunakan membuat ramalan berdasarkan garis regresi atau tren. Pada dasarnya, peramalan deret waktu merupakan nilai di masa depan yang berupa fungsi matematis dari nilai di masa lampau dan model fungsinya berdasar fungsi deret waktu itu sendiri tanpa ada pengaruh dari variabel luar.

Metode deret berkala dibedakan menjadi beberapa teknik antara lain yaitu pemulusan (smoothing), dekomposisi dan Box-Jenkins atau ARIMA. Metode Box-Jenkins memakai variabel dependen yaitu data di masa lampau sedangkan variabel independen diabaikan. Metode ini memiliki beberapa keuntungan seperti tidak membutuhkan pola data yang stasioner dan dapat digunakan pada data yang mengandung pola musiman. Metode Box-Jenkins terdiri dari AR (Autoregressive), MA (Moving Average), ARMA (untuk data stasioner), ARIMA (untuk data yang tidak

stasioner) dan ARIMA musiman atau SARIMA (untuk data yang tidak stasioner dan musiman).

## II. LANDASAN TEORI

Peramalan adalah suatu kegiatan yang memiliki tujuan untuk menduga atau memperkirakan suatu peristiwa di masa yang akan datang serta merupakan alat bantu dalam melakukan perencanaan yang efektif dan efisien [1].

Masalah peramalan sering diklasifikasikan sebagai jangka pendek, jangka menengah, dan jangka panjang. Masalah peramalan jangka pendek melibatkan peristiwa prediksi hanya beberapa periode waktu (hari, minggu, bulan) di masa depan. Perkiraan jangka menengah meluas dari satu hingga dua tahun ke depan, dan masalah peramalan jangka panjang dapat melampaui beberapa tahun ke depan [2].

Analisis Time Series adalah analisis yang dilakukan berdasarkan data atau pengamatan yang berorientasi pada waktu atau kronologis pada variable yang diamati. Analisis time series atau biasa disebut analisis runtun waktu berkaitan dengan metode statistik untuk menganalisis dan memodelkan urutan pengamatan yang teratur. Pemodelan ini menghasilkan model proses stokastik untuk sistem yang menghasilkan data [3]. Analisis time series pertama kali diperkenalkan dan dikembangkan pada tahun 1970 oleh Box dan Jenkins. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu model yang populer dalam peramalan dengan pendekatan time series. Model ini terdiri dari tiga bentuk utama yaitu model AR, MA, dan ARMA.

ARIMA sebenarnya merupakan usaha untuk mencari pola data yang paling cocok dari sekelompok data, sehingga metode ARIMA memerlukan sepenuhnya data historis dan data sekarang untuk menghasilkan ramalan jangka pendek. Secara umum model Box – Jenkins dirumuskan dengan notasi ARIMA(p,d,q).

Dalam hal ini:

p = Orde atau derajat AR (Autoregressive).

d = Orde atau derajat pembeda (Differencing).

q = Orde atau derajat MA (Moving Average).

Prosedur Box- Jenkins adalah suatu prosedur standar yang banyak digunakan dalam pembentukan model ARIMA. Prosedur ini terdiri dari empat tahapan yang iteratif dalam pembentukan model ARIMA pada suatu data runtun waktu, yaitu tahap identifikasi, estimasi, diagnostic check, dan peramalan [4].

Menurut model Box – Jenkins secara umum model ARIMA terdiri dari :

### 2.1 Model AR (Autoregressive)

Asumsi yang dimiliki oleh model ini adalah data periode sekarang dipengaruhi oleh data pada periode sebelumnya. Disebut model Autoregressive dikarenakan pada model ini diregresikan terhadap nilai-nilai sebelumnya dari variabel itu sendiri. Model Autoregressive dengan ordo p disingkat menjadi AR(p) atau ARIMA(p,0,0).

Model:

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} - a_t$$

Dengan :

$Z_t$  = deret waktu stasioner.

M = konstanta.

$Z_{t-p}$  = variabel bebas.

$\phi_p$  = koefisien parameter autoregressive ke-p.

$a_t$  = sisaan pada saat ke-t.

### 2.2 Model MA (Moving Average)

Model Moving Average (MA) pertama kali diperkenalkan oleh Slutsky pada tahun 1973, dengan orde q ditulis MA (q) atau ARIMA (0,0,q) dan dikembangkan oleh Wadsworth pada tahun 1989.

Model:

$$Z_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2)$$

Dengan :

$Z_t$  = deret waktu stasioner.

$\mu$  = konstanta.

$a_{t-1}$  = variabel bebas.

$\theta_q$  = koefisien parameter moving average ke-q.

$a_t$  = sisaan pada saat ke-t.

### 2.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model Autoregressive Moving Average (ARMA) merupakan model gabungan dari Autoregressive (AR) dan Moving Average (MA). Dan model ini memiliki asumsi bahwa data periode sekarang dipengaruhi oleh data periode sebelumnya dan nilai sisaan dari periode sebelumnya .

Model :

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

Dengan :

$Z_t$  = deret waktu stasioner.

$\mu$  = konstanta.

$Z_{t-p}$  = variabel bebas.

$\phi_p$  = koefisien parameter autoregressive ke-p.

$a_{t-1}$  = variabel bebas.

$\theta_q$  = koefisien parameter moving average ke-q.

$a_t$  = sisaan pada saat ke-t.

### 2.4 Model ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average)

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) digunakan berdasarkan asumsi bahwa data deret waktu yang digunakan harus stasioner yang artinya rata-rata variasi dari data yang dimaksud adalah konstan. Namun, ada beberapa hal yang terjadi ketika suatu data tidak stasioner. Dalam mengatasi ketidakstasioneran data ini dilakukan proses differencing agar data menjadi stasioner. Karena model Autoregressive (AR), Moving Average (MA), Autoregressive Moving Average (ARMA) tidak mampu menjelaskan arti dari differencing, maka digunakan model campuran yang disebut Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) atau ARIMA (p,d,q) sehingga menjadi lebih efektif dalam menjelaskan proses differencing. Pada model campuran ini series stasioner merupakan fungsi linier dari nilai lampau beserta nilai sekarang dan kesalahan lampainya.

Model:

$$\Phi_p(B)D^d Z_t = \mu + \theta_q(B)a_t \quad (4)$$

Dengan:

$\Phi_p$  : koefisien parameter autoregressive ke-p.

$\theta_q$  : koefisien parameter moving average ke-q.

B : operator backshift.

D : differencing.

$\mu$  : konstanta .

$a_t$  : sisaan pada saat ke-t.

p : derajat autoregressive.

d : tingkat proses differencing .

q : derajat moving average [5].

### III. METODE

Penelitian ini termasuk jenis penelitian non reaktif atau unobstruktive. Penelitian non reaktif adalah penelitian yang tidak memerlukan respons dari subyek yang diteliti dan tidak ada interaksi antara peneliti dan subyek penelitian. Data yang digunakan pada penelitian adalah data sekunder. Data yang digunakan adalah data harian penggunaan data mulai dari 10 maret sampai 29 Mei 2020 atau sebanyak 81 titik data historis. Data data harian penggunaan data seluler kemudian diolah dan dianalisis secara komputerisasi. Tujuan dari analisis pada data yaitu agar menghasilkan penjelasan terkait hasil dan menjadi lebih mudah dipahami serta dapat ditarik kesimpulan yang kemudian dapat dirumuskan saran dan rekomendasi.

Langkah dalam analisis data pada metode Box-Jenkins terdiri dari beberapa tahap. Tahap pertama adalah pemeriksaan pola data. Plotting data diperlukan untuk melihat tren dan pola dalam data. Langkah selanjutnya yaitu dilakukan uji stasioneritas data. Uji stasioneritas dalam means dilakukan dengan menganalisis grafik ACF dari data yang sudah stasioner dalam varians. Data yang telah stasioner dalam means maka proses dapat dilanjutkan ke langkah selanjutnya, yaitu identifikasi model sementara. Namun, apabila data belum stasioner pada nilai rata-ratanya (means), maka dilakukan proses difference. Tingkatan difference juga akan menentukan nilai (d) pada model.

Langkah selanjutnya adalah menetapkan model sementara ARIMA (p,d,q) yang sesuai. Data yang tidak mengalami pembedahan (difference) maka nilai (d) adalah 0, jika data stasioner setelah difference ke-1 maka d=1 dan seterusnya. Menetapkan ordo p, q, dapat dilihat dengan mengamati pola Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF).

Tahap selanjutnya adalah estimasi parameter model, apakah paramater yang didapat dari model ARIMA sementara signifikan atau tidak. Model signifikan jika nilai signifikansi kurang dari alpha ( $\alpha$ ) dengan nilai  $\alpha$  adalah 0,05. Tahap selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik untuk membuktikan model cukup memadai atau sudah baik untuk digunakan dalam peramalan. Pemeriksaan diagnostik yang dilakukan yaitu uji white noise dan uji normalitas.

Uji white noise pada residual menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis yang diuji adalah residual sudah white noise. Residual sudah white noise jika nilai p-value lebih dari alpha ( $\alpha$ ) dengan nilai ( $\alpha$ ) adalah 0,05.

Uji normalitas digunakan uji statistik Shapiro-Wilks. Hipotesis yang diuji adalah residual atau error berdistribusi normal. Residual dikatakan berdistribusi normal jika p-value lebih dari ( $\alpha$ ) dengan ( $\alpha$ ) adalah 0,05. Model dikatakan baik dan layak jika dapat memenuhi ketiga uji tersebut.

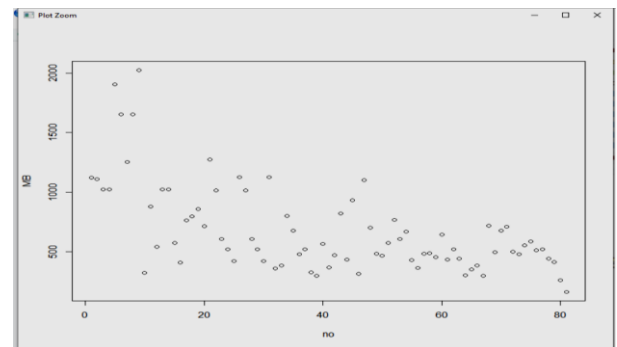
Model ARIMA terbaik yang sudah didapatkan akan digunakan untuk proses peramalan selama 12 hari mendatang untuk meramalkan penggunaan data harian. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai error yang paling kecil.

### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Peramalan penggunaan harian data seluler menggunakan metode peramalan Box-Jenkins atau metode ARIMA. Metode ini digunakan karena dapat diterapkan pada semua pola data dan dapat digunakan pada data yang tidak stasioner. Pola data yang telah diidentifikasi adalah metode ARIMA.

#### 4.1 Gambaran Penggunaan Harian Data Seluler

Pada Gambar 1 menunjukkan sebaran data penggunaan data harian dari 10 maret sampai 29 mei 2020.

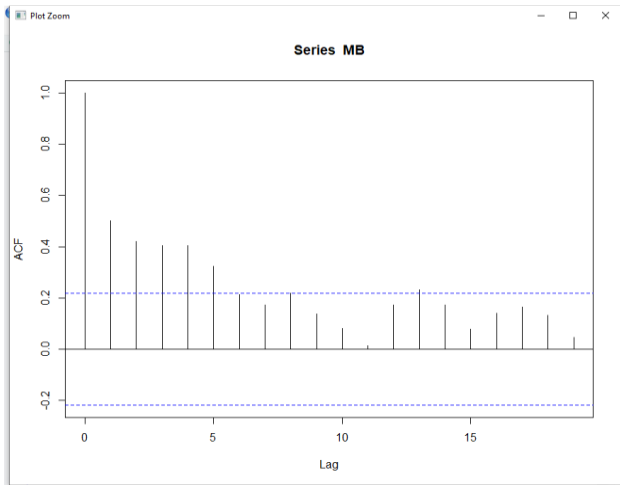


**Gambar 1.** Plot Data Jumlah penggunaan harian.

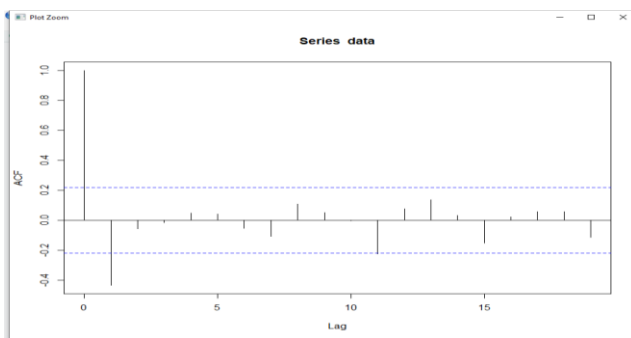
Pada Gambar 1 menunjukkan jika penggunaan data harian cenderung mengalami naik turun atau terjadi fluktuasi data selama 81 hari. Kasus tertinggi terjadi pada data kesembilan atau pada tanggal 19 maret 2020 dengan jumlah penggunaan data harian sebanyak 2024 MB. Penggunaan data harian menurun secara drastis pada data ke 81 yaitu pada tanggal 29 mei 2020 dengan total pemakaian data seluler sebanyak 165 MB.

#### 4.2 Pemeriksaan Stasioneritas Data Penggunaan Harian Data Seluler

Plot data penggunaan harian data seluler pada gambar 1 menunjukkan secara visual data belum stasioner dalam rata-rata (means). Data yang stasioner fluktuasi datanya berada di sekitar nilai rata-rata dan konstan terhadap waktu. Data stasioner dalam means atau tidak, dapat dilihat dari plot ACF (Autocorrelation Function). Lag pada plot ACF menunjukkan nilai autokorelasi pada data.



**Gambar 2.** Plot ACF Data penggunaan harian data seluler sebelum Difference.



**Gambar 3.** Plot ACF Data penggunaan harian data seluler setelah Difference.

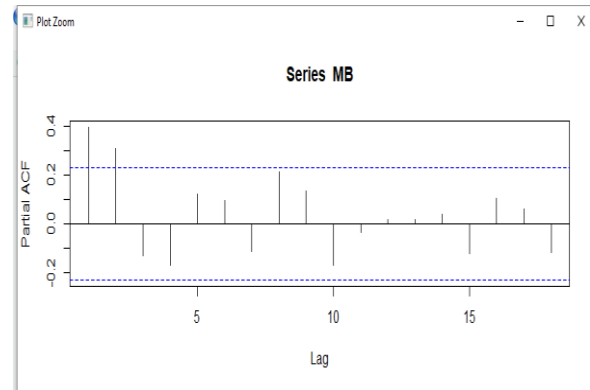
Agar data menjadi stasioner dalam means maka diperlukan proses difference pada data. Proses difference dilakukan dengan cara mengurangi nilai data pada suatu periode dengan nilai data pada periode sebelumnya untuk menghitung nilai selisihnya. Jika dilakukan proses difference 1 kali maka nilai  $d$  adalah 1 pada model.

Pada Gambar 2 dapat dilihat bahwa 6 lag pertama pada plot ACF menunjukkan melewati garis putus-putus. Garis putus-putus adalah selang kepercayaan atau batas signifikan autokorelasi. Enam lag pertama pada plot ACF yang telah melewati garis putus-putus menunjukkan data masih terdapat autokorelasi dan data tidak stasioner dalam means. Agar data menjadi stasioner dalam means maka diperlukan proses difference pada data. Proses difference dilakukan dengan cara mengurangi nilai data pada suatu periode dengan nilai data pada periode sebelumnya untuk menghitung nilai selisihnya. Jika dilakukan proses difference 1 kali maka nilai  $d$  adalah 1 pada model.

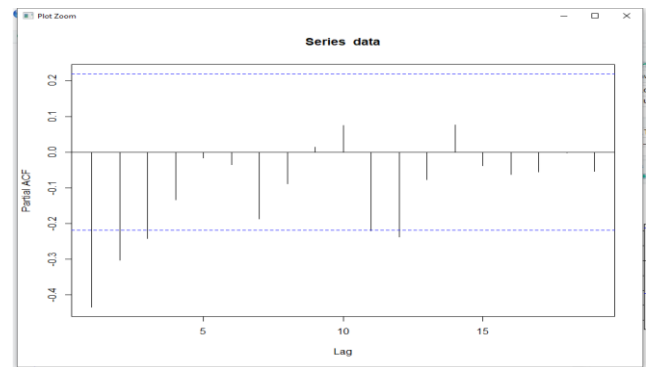
Gambar 3 menunjukkan plot ACF data penggunaan harian data seluler setelah dilakukan proses difference 1 kali. Pada plot ACF menunjukkan jika data sudah stasioner dalam means karena hanya lag pertama dan kedua yang melewati selang kepercayaan.

Plot PACF (Partial Autocorrelation Function) pada gambar 4. Hasil pada plot PACF menunjukkan bahwa ada dua lag yang melewati batas autokorelasi yaitu pada lag 1 dan lag 2. Hasil identifikasi pada plot PACF dan ACF menunjukkan data masih belum stasioner dalam means. Agar data menjadi stasioner dalam means maka diperlukan proses difference pada data. Pada gambar 5 diperlihatkan plot PACF yang sudah stationer dan sudah

mengalami proses differencing. Langkah selanjutnya adalah melakukan identifikasi model sementara untuk mengetahui nilai ordo dari pendugaan Autoregressive Integrated Moving Average yang signifikan.



**Gambar 4.** Plot PACF Data Penggunaan Harian Data Seluler sebelum Difference.



**Gambar 5.** Plot PACF Data Penggunaan Harian Data Seluler setelah Difference.

#### 4.3 Identifikasi Model ARIMA Sementara (Tentative)

Proses difference pada langkah sebelumnya, dijelaskan bahwa dilakukan proses difference sebanyak 1 kali. Model ARIMA sementara yang terbentuk setelah dilakukan difference adalah ARIMA  $(p,1,q)$ . Identifikasi sementara pada model ARIMA yaitu dinotasikan sebagai ARIMA  $(p,d,q)$ . Proses selanjutnya yaitu menentukan nilai ordo Autoregressive ( $p$ ) dan Moving Average ( $q$ ). Plot ACF pada gambar 3 menunjukkan bahwa plot ACF cut off setelah lag pertama atau pada lag kedua sehingga diperkirakan model sementara adalah MA(2). Nilai ordo dapat dilihat dari plot ACF (gambar 3) dan plot PACF (gambar 5). Plot ACF digunakan untuk membaca nilai moving average ( $q$ ) sedangkan plot PACF digunakan untuk membaca nilai autoregressive ( $p$ ).

Plot PACF pada gambar 5 menunjukkan bentuk sinusoidal atau menurun menuju ke 0 setelah lag pertama, Maka hasil identifikasi menghasilkan dugaan model sementara yaitu ARIMA  $(0,1,2)$ .

#### 4.4 Estimasi Parameter Model

Proses pendugaan model sementara sudah didapat maka langkah selanjutnya adalah menentukan besarnya nilai parameter koefisien Autoregressive (AR) serta Moving Average (MA) pada setiap parameter di dalam dugaan model sehingga dapat diketahui layak atau tidaknya parameter tersebut dimasukkan ke dalam model.

Layak atau tidaknya tiap parameter dilihat dari signifikansi tiap parameter. Hipotesis untuk signifikansi parameter model adalah  $H_0$  diterima jika tidak signifikan dan tidak masuk ke dalam model. Hipotesis alternatif ( $H_1$ ) diterima jika signifikan dan masuk model. Kriteria penolakan jika adalah nilai P (signifikansi) kurang dari  $\alpha$  dengan  $\alpha = 0,05$  pada tingkat kepercayaan 95%.

Hasil uji signifikansi tiap parameter model pada model sementara ARIMA (0,1,2). Parameter dapat masuk ke dalam model jika nilai signifikansi pada tiap parameter adalah lebih dari  $\alpha$  dengan nilai  $\alpha$  sebesar 0,05. Hasil yang didapat menunjukkan bahwa model ARIMA yaitu ARIMA (0,1,2) memenuhi syarat estimasi parameter dengan nilai parameter sebesar -0.081. Nilai signifikansi pada tiap parameter di dalam model menunjukkan kecil dari  $\alpha$  (0,05) dan masuk ke dalam model.

#### 4.5 Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik terdiri dari uji white noise dan uji normalitas. Uji white noise suatu model dikatakan baik jika nilai error bersifat acak yang menunjukkan tidak ada autokorelasi yang memiliki arti residual tidak berpola tertentu. Cara melihat proses white noise pada model yaitu dengan menggunakan uji statistik Ljung-Box. Hipotesis untuk uji white noise adalah  $H_0$  diterima dan memenuhi asumsi white noise jika nilai signifikansi (p-value) pada Ljung-Box  $> \alpha$  dengan nilai  $\alpha$  adalah 0,05. Hasil dari model ARIMA (0,1,2) (menunjukkan p-value = 0,8. Nilai p-value tersebut lebih dari  $\alpha$  (0,05) maka residual pada model ARIMA (0,1,2) sudah white noise.

Uji selanjutnya setelah uji white noise yaitu uji kenormalan residual atau uji normalitas. Uji normalitas menggunakan uji shapiro wilk's. Uji shapiro wilk's menggunakan residual dari model sementara. Hipotesis untuk uji normalitas adalah  $H_0$  diterima jika residual berdistribusi normal. Residual berdistribusi normal jika nilai p-value lebih besar dengan  $\alpha$  dengan nilai  $\alpha$  adalah 0,05. Residual dinyatakan tidak berdistribusi normal jika p-value lebih kecil dari  $\alpha$ .

Hasil uji normalitas menggunakan uji shapiro wilk's menunjukkan bahwa p-value pada plot probabilitas residual ARIMA (0,1,2) memiliki nilai 0.0001541. Nilai tersebut lebih kecil dari  $\alpha$  (0,05), maka residual pada model berdistribusi tidak normal. Untuk membuat data menjadi normal maka dapat dilakukan transformasi data dimana, transformasi tersebut bertujuan untuk membuat uji asumsi normalitas dengan menggunakan Jarque-Berra, Shapiro-Francia, dan Anderson-Darling. Dari ketiga uji ini suatu data dikatakan berdistribusi normal apabila p-value lebih besar dari  $\alpha$  dengan nilai  $\alpha$  adalah 0,05. Maka dapat diambil kesimpulan bahwa gagal tolak  $H_0$  dan data merupakan data berdistribusi normal.

Ketikan melakukan suatu transformasi, maka akan diperoleh nilai lambda ( $\lambda$ ). Adapun nilai lambda ( $\lambda$ ) tersebut adalah -0.2156075. Karena terdapat nilai lambda, maka kita bisa menggunakan rumus transformasi dimana  $Y = X^\lambda$ . Rumus tersebut dapat digunakan untuk mencari uji

normalitas setelah data ditransformasi.

Selanjutnya adalah uji normalitas dari data yang telah ditransformasi pada langkah sebelumnya. Adapun uji normalitas ini meliputi uji Jarque-Berra, uji Shapiro-Francia, dan uji Anderson-Darling. Adapun p-value untuk uji Jarque-Berra senilai 0.978, untuk uji Shapiro-Francia senilai 0.3229, dan uji Anderson-Darling senilai 0.3372.

Untuk uji Jarque-Berra  $0.978 > 0.05$ , untuk uji Shapiro-Francia  $0.3229 > 0.05$ , dan uji Anderson-Darling  $0.3372 > 0.05$ . Berdasarkan keputusan yang diperoleh, maka gagal tolak  $H_0$  dengan kata lain  $H_0$  diterima karena semua nilai p-value  $> 0.05$ . Dari ke-tiga metode uji normalitas tersebut menghasilkan keputusan yang sama, maka dapat dikatakan data yang diberikan telah berdistribusi normal setelah dilakukan transformasi.

#### 4.6 Penggunaan Model Terbaik Untuk Peramalan

Tahap akhir yaitu menggunakan model terbaik ARIMA yaitu model ARIMA (0,1,2) yang sudah memenuhi tahapan uji untuk meramalkan jumlah penggunaan harian data seluler.

**Tabel 1.** Hasil Peramalan penggunaan harian data seluler selama 12 hari kedepan.

No	Jumlah (MB)
1	293.6960
2	307.0978
3	314.0987
4	320.9469
5	327.6520
6	334.2226
7	340.6665
8	346.9908
9	353.2018
10	359.3055
11	365.3073
12	371.2120

Tabel 1 menunjukkan hasil peramalan penggunaan harian data seluler pada tanggal 2 juni sampai 10 juni 2020 atau 12 titik data ke depan. Pada tabel menunjukkan akan terjadi kenaikan jumlah penggunaan harian data seluler di masa yang akan datang. Hasil tersebut kemudian divalusi untuk melihat error atau kesalahan pada model peramalan.

#### IV. KESIMPULAN

Peramalan menggunakan metode ARIMA untuk meramalkan jumlah penggunaan harian data seluler menghasilkan model terbaik yaitu ARIMA (0,1,2). Model ARIMA (0,1,2) memenuhi semua asumsi yang diperlukan sebagai syarat peramalan menggunakan metode ini. Asumsi yang diperlukan yaitu uji signifikansi parameter dan uji diagnostik.

Hasil peramalan menggunakan model terbaik menghasilkan pada 12 hari selanjutnya akan terjadi peningkatan. Hasil peramalan juga menunjukkan puncak penggunaan harian data seluler terjadi pada hari ke 12 yaitu pada tanggal 10 juni 2020.

#### IV. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah berperan penting dalam penelitian ini, sehingga penelitian ini dapat dituangkan dalam bentuk tulisan. Penulis juga berterima kasih kepada pembimbing atas saran dan diskusi yang telah di berikan.

#### REFERENSI

- [1] Makridakis, S., Wheelwright, S.C., Victor, E.M, *Metode dan Aplikasi Peramalan*, second edition. Erlangga: Jakarta. 1999.
- [2] Montgomery, Douglas C., dkk., *Intduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Canada : Wiley-Intercience. 2008.
- [3] Shumway, Robert H & David S. Stoffer., *Time Series Analysis and Its Aplication With R Examples*. Springer Texts in Statistic, 2016.
- [4] Suhartono, *Analisis Data Statistik dengan R*. Surabaya : ITS. 2008.
- [5] Salwa, N dkk. “Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Model ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average ) ”. *Journal of Data Anaylis*. Vol 1. No. 1, pp 21-31, 2018