## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data curah hujan Kabupaten
Lampung Tengah tahun 2013-2019. Data diambil dari terbitan Badan Pusat
Statistik Kabupaten Lampung Tengah yaitu Lampung Tengah dalam Angka 20132019

Tabel 2. Data Jumlah Curah Hujan di Kabupaten Lampung Tengah Periode Januari 2013 – Desember 2019

Jumlah Curah Hujan di Kabupaten Lampung Tengah Periode Januari 2013 –							
Desember 2019 (dalam mm <sup>3</sup> )							
Bulan	Tahun						
Dulali	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Januari	296,0	493,0	300,0	426,0	327,0	234,0	269,0
Februari	272,0	195,0	360,0	274,0	307,0	337,0	456,0
Maret	329,5	228,0	134,0	269,0	82,0	180,0	451,0
April	186,0	151,0	128,0	252,0	160,0	144,0	169,0
Mei	107,5	234,0	331,0	59,0	92,0	43,0	270,0
Juni	124,5	112,0	207,0	72,0	246,0	51,0	97,0
Juli	4,0	294,0	121,0	34,0	49,0	49,0	16,0
Agustus	15,0	94,0	180,0	14,0	71,0	35,0	15,0
September	14,0	54,0	124,0	4,0	20,0	62,0	175,0
Oktober	39,0	104,0	225,0	93,0	85,0	115,0	59,0
November	121,0	216,0	274,0	129,0	121,0	169,0	144,0
Desember	425,0	635,0	300,0	153,0	230,0	257,0	219,0

Sumber: BPS, Kabupaten Lampung Tengah Dalam Angka 2013-2019

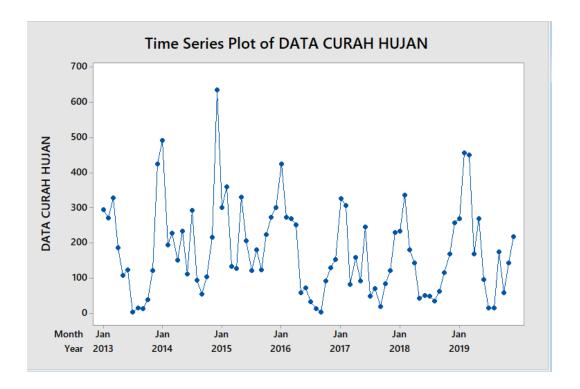
Berdasarkan Tabel 2, secara umum terlihat bahwa data jumlah curah hujan di Kabupaten Lampung Tengah periode Januari 2013 – Desember 2019 merupakan data *time series* dengan periode waktunya yaitu bulan masehi. Data tersebut mengalami fluktuasi naik turun secara musiman di bulan tertentu, dengan jumlah curah hujan tertinggi sebesar 635,0 mm³ terjadi di bulan Desember 2014 dan jumlah curah hujan terendah sebesar 4,0 mm³ terjadi di bulan Juli 2013.

#### 4.2 Pembentukan Model

Data yang digunakan untuk pembentukan model tersebut sebanyak 84 data yaitu data bulanan selama 7 tahun dari bulan Januari 2013 sampai Desember 2019. Data jumlah curah hujan disajikan pada Tabel 2. Adapun tahap-tahap pembentukan model yaitu identifikasi model, estimasi parameter model, evaluasi parameter model dan peramalan.

#### 4.2.1 Identifikasi Data

Tahap identifikasi model yaitu melihat kestasioneran data dan mencari model sementara yang sesuai dengan membuat plot data, grafik autokorelasi dan grafik autokorelasi parsial. Penulis menggunakan bantuan *software* minitab 17 dalam proses analisa agar mempermudah dalam perhitungan, maka diperoleh plot data terhadap waktu. Berikut merupakan grafik data jumlah curah hujan di Kabupaten Lampung Tengah sebanyak 84 terhitung dari bulan Januari 2013 sampai bulan Desember 2019:

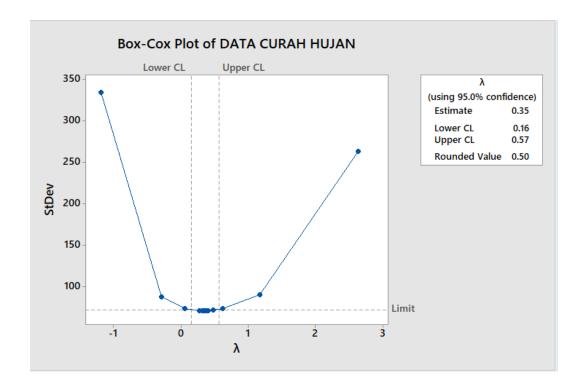


Gambar 2. Plot Data Jumlah Curah Hujan di Kabupaten Lampung Tengah

Berdasarkan Gambar 2, dapat dilihat secara visual (kasat mata) bahwa data tidak stasioner. Syarat untuk melakukan peramalam menggunakan metode *Seasonal* ARIMA adalah data harus stasioner terhadap ragam dan rata-rata baik unsur musiman maupun non musimannya. Berdasarkan *time series* plot data jumlah curah hujan di atas, dapat dilihat bahwa data membentuk pola musiman (*seasonal*) yang terjadi tahunan atau dua belas periode sekali. Dari plot tersebut juga dapat diketahui bahwa data curah hujan tidak stasioner terhadap ragam maupun rata-rata.

Untuk itu data perlu distasionerkan dan menstasionerkan suatu data dapat dilakukan dengan *Box-Cox Transformation* (stasioner dalam ragam) dan *differencing* (stasioner dalam rata-rata) pada data jumlah curah hujan. Proses

*Box-Cox Transformation* yaitu data asli (x) pangkat λ. Plot data jumlah curah hujan hasil *Box-Cox Transformation* adalah sebagai berikut:

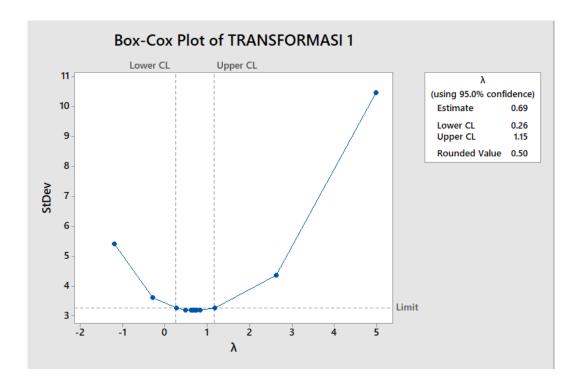


Gambar 3 . Plot Data Jumlah Curah Hujan di Kabupaten Lampung Tengah dengan Transformasi *Box-Cox* 

Berdasarkan Gambar 3, dapat dilihat bahwa hasil plot Transformasi Box-Cox dari data jumlah curah hujan. Dari plot tersebut diketahui bahwa estimate ( $\lambda$ ) nya 0.35 dan rounded value bernilai 0.50. Sedangkan suatu data akan dikatakan stasioner dalam ragam apabila nilai dari rounded value nya adalah 1,00. Itu berarti bahwa data masih belum stasioner terhadap ragam. Karena data belum stasioner, maka perlu dilakukan transformasi berdasarkan rounded value sesuai Tabel 1.

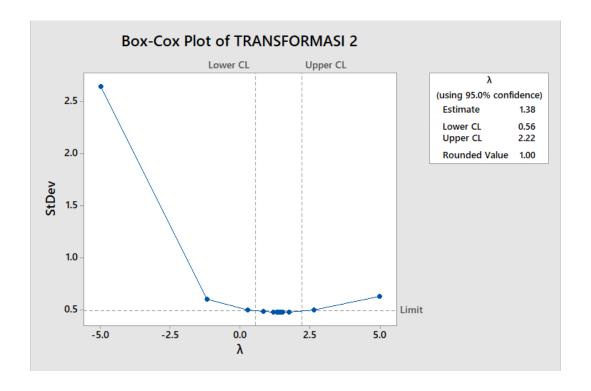
Berdasarkan Gambar 3 plot Transformasi *Box-Cox*, data sebelum ditransformasi memiliki nilai *rounded value* 0,50 sehingga harus ditransformasi dengan

melakukan akar pada setiap nilai data. Kemudian perlu dilakukan *Box-Cox Transformation* untuk melihat data stasioner apa belum berikut adalah hasilnya



Gambar 4 . Plot Data Transformasi 1 Jumlah Curah Hujan di Kabupaten Lampung Tengah dengan Transformasi *Box-Cox* 

Berdasarkan Gambar 4, dapat dilihat bahwa hasil plot Transformasi Box-Cox dari transformasi 1 data jumlah curah hujan. Dari plot tersebut diketahui bahwa estimate ( $\lambda$ ) nya 0.69 dan rounded value bernilai 0.50. Itu berarti bahwa data masih belum stasioner terhadap ragam. Karena data belum stasioner, maka perlu dilakukan transformasi ulang berdasarkan rounded value sesuai Tabel 1. Kemudian perlu dilakukan Box-Cox Transformation untuk melihat data stasioner apa belum berikut adalah hasilnya

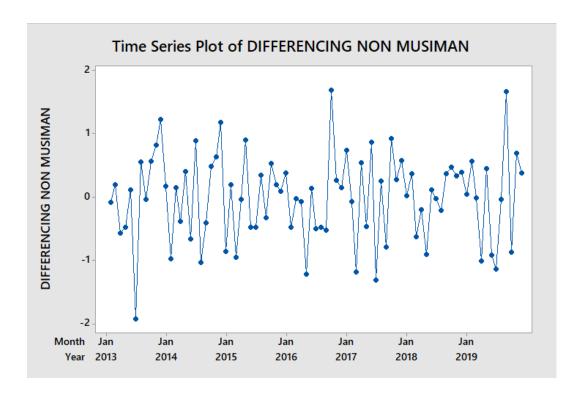


Gambar 5 . Plot Data Transformasi 2 Jumlah Curah Hujan di Kabupaten Lampung Tengah dengan Transformasi *Box-Cox* 

Berdasarkan Gambar 5, data telah dilakukan proses *Box-Cox Transformation*. Dan hasil dari transformasi tersebut, nilai *rounded value* sudah bernilai 1,00. Hal ini menandakan bahwa data telah stasioner terhadap ragam. Selanjutnya, akan dilihat apakah data tersebut telah stasioner terhadap rata-rata atau belum. Untuk melihat apakah suatu data stasioner terhadap rata-rata atau tidak, dapat dilihat dari *time series* plot yang dihasilkan. Dapat dilihat pada Gambar 2, bahwa data bersifat musiman dan cenderung turun, maka dapat disimpulkan bahwa data tidak stasioner terhadap rata-rata.

Untuk membuat suatu data menjadi stasioner terhadap rata-rata maka perlu dilakukan proses *differencing*. Proses ini adalah data yang asli ( $Z_t$ ) diganti dengan pembedaan pertama dari data asli tersebut. Proses ini akan mempengaruhi orde

dalam pemodelan ARIMA nantinya. Perlu juga diketahui bahwa proses differencing ini dapat dilakukan beberapa kali. Berikut adalah plot data hasil differencing untuk non musiman yang pertama:

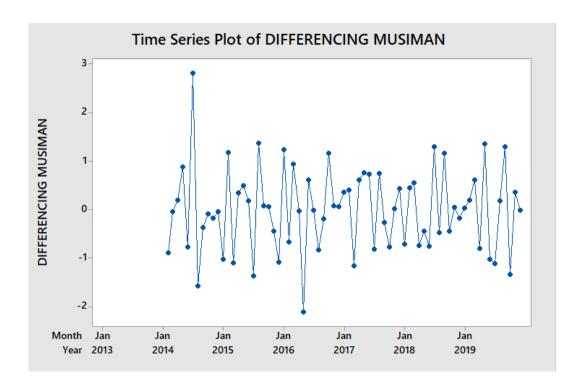


Gambar 6. Plot Data Jumlah Curah Hujan Hasil *Differencing* 1 Kali untuk Non Musiman

Berdasarkan Gambar 6, dapat dilihat bahwa data jumlah curah hujan tersebut telah dilakukan proses *differencing* sebanyak satu kali dengan lag=1 dan dari hasil plot data jumlah curah hujan di atas juga dapat disimpulkan bahwa data bergerak di sekitar rata-rata dan membentuk pola tertentu.

Meskipun data jumlah curah hujan terlihat berfluktuasi pada sekitar titik nol, namun dapat dilihat bahwa pada data jumlah curah hujan memiliki pola musiman yaitu data ke-12, 24, dan seterusnya masih membentuk pola musiman dan belum

stasioner terhadap rata-rata. Karena data jumlah curah hujan yang ada saat ini memiliki pola musiman, maka perlu kembali lagi dilakukan proses *differencing*. Berikut adalah plot *time series* hasil *differencing* untuk musiman yang pertama:



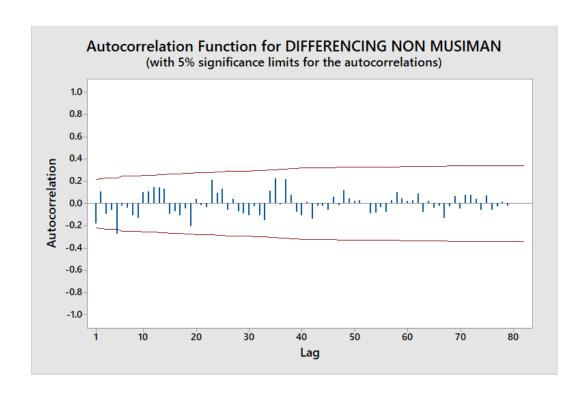
Gambar 7. Plot Data Jumlah Curah Hujan Hasil *Differencing* 1 Kali untuk Musiman

Berdasarkan Gambar 7, data jumlah curah hujan telah dilakukan proses differencing musiman sebanyak satu kali dan dari hasil differencing tersebut dapat dilihat bahwa data jumlah curah hujan sudah stasioner dalam rata-rata dalam data non musiman maupun musimannya. Hal itu dapat dilihat dari bagaimana data jumlah curah hujan berfluktuasi di sekitar titik nol pada setiap titik data. Maka dapat disimpulkan bahwa data jumlah curah hujan non-musiman tersebut telah stasioner terhadap rata-rata.

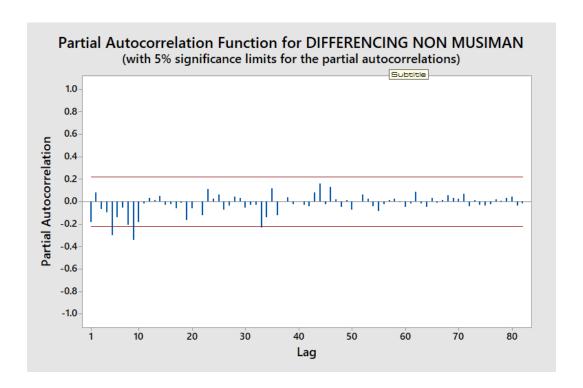
Dari pemaparan di atas, dapat dilihat bahwa data jumlah curah hujan di Kabupaten Lampung Tengah Tahun 2013-2019 telah siap untuk dilakukan identifikasi model *Seasonal* ARIMA.

### 4.2.2 Identifikasi Model

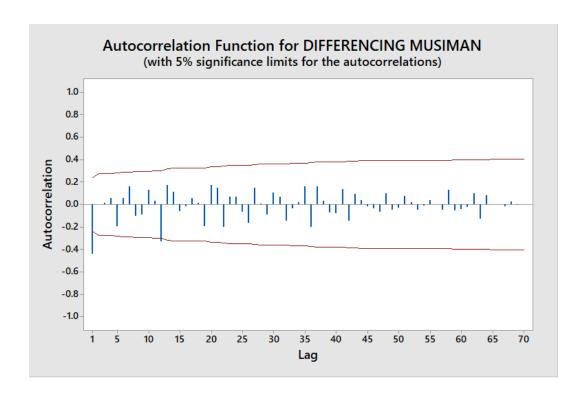
Tahapan identifikasi model merupakan suatu tahapan yang digunakan untuk mencari atau menentukan parameter ARIMA (p, d, q) menggunakan plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) dari data jumlah curah hujan hasil *differencing* non musiman dan parameter *Seasonal* ARIMA (P, D, Q)<sup>S</sup> menggunakan plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) dari data jumlah curah hujan hasil *differencing* musiman. Apabila data jumlah curah hujan sudah stasioner maka asumsi metode *Seasonal* ARIMA telah terpenuhi. Langkah selanjutnya adalah membuat plot ACF (*Autocorelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) untuk mengidentifikasi model ARIMA dan *Seasonal* ARIMA yang cocok digunakan pada data jumlah curah hujan. Berikut grafik data jumlah curah hujan fungsi ACF dan PACF



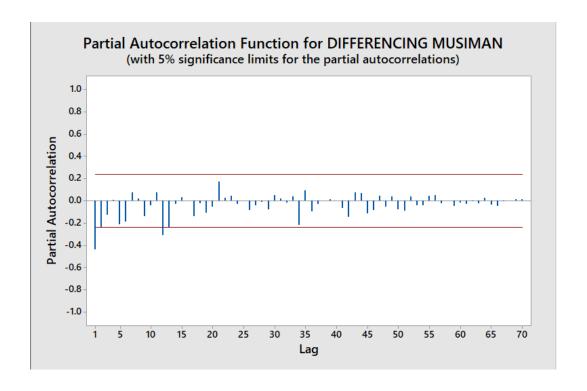
Gambar 8. Plot Data Jumlah Curah Hujan ACF Hasil Differencing Non Musiman



Gambar 9. Plot Data Jumlah Curah Hujan PACF Hasil *Differencing* Non Musiman



Gambar 10. Plot Data Jumlah Curah Hujan ACF Hasil Differencing Musiman



Gambar 11. Plot Data Jumlah Curah Hujan PACF Hasil Differencing Musiman

Berdasarkan Gambar 8 dan Gambar 9, dapat kita simpulkan bahwa telah dilakukan *differencing* non musiman sebanyak satu kali dan dari hasil plot ACF dan PACF-nya, diketahui bahwa nilai dari p=1, q=1, dan d=1. Sedangkan Berdasarkan Gambar 10 dan Gambar 11, dapat kita simpulkan bahwa telah dilakukan *differencing* musiman sebanyak satu kali dan dari hasil plot ACF dan PACF-nya, diketahui bahwa nilai dari P=2, Q=1, dan D=1. Maka model ARIMA (p,d,q)  $(P,D,Q)^{12}$  yang mungkin adalah ARIMA (0,1,1)  $(0,1,1)^{12}$ , ARIMA (0,1,1)  $(1,1,0)^{12}$ , ARIMA (0,1,1)  $(1,1,0)^{12}$ , ARIMA (0,1,1)  $(1,1,0)^{12}$ , ARIMA (1,1,0)  $(1,1,0)^{12}$ , ARIMA (1,1,0)  $(1,1,0)^{12}$ , ARIMA (1,1,0)  $(2,1,0)^{12}$ , ARIMA (1,1,1)  $(2,1,0)^{12}$ .

#### 4.2.3 Estimasi Parameter Model

Ambil salah satu model dari hasil identifikasi model, misal model ARIMA (1,1,1) (1,1,1)<sup>12</sup>. Estimasi parameter model ARIMA (1,1,1) (1,1,1)<sup>12</sup> menggunakan metode *Maximum Likelihood*. Pada tahap ini teknik perhitungan secara matematis relatif komplek, sehingga penulis mengunakan bantuan *software* Minitab 17.

Final Estimates of Parameters

```
Coef SE Coef
Type
                                Τ
          0.0162
                             0.11
AR 1
                   0.1442
                                    0.911
SAR 12
          -0.0720
                    0.1555 -0.46
                                   0.645
          0.8462
                    0.0788 10.74
                                    0.000
           0.8881
                    0.1184
                             7.50
SMA 12
                                   0.000
Constant
           0.0057
                    0.3777
                              0.02
Differencing: 1 regular, 1 seasonal of order 12
Number of observations: Original series 84, after differencing 71
              SS = 607519 (backforecasts excluded) MS = 9205 DF = 66
Residuals:
```

Dari hasil di atas, taksiran parameter menunjukkan nilai parameter AR(1) sebesar 0.0162, SAR(12) sebesar -0,0720, MA(1) sebesar 0,8462, SMA(12) sebesar 0,8881 dan untuk konstanta sebesar 0.0057. Selanjutnya akan dilakukan untuk pengujian kelayakan model dengan mencari model yang signifikan . Model signifikan yaitu model yang memiliki nilai  $P < \alpha$  pada *Final Estimation of Parameters* 

Berikut tahapan pengujian kelayakan model:

a. Hipotesis

H<sub>0</sub>: parameter AR, MA, SAR dan SMA tidak signifikan

H<sub>1</sub>: parameter AR, MA, SAR dan SMA signifikan

b. Tingkat kepercayaan 95% atau  $\alpha = 0.05$ 

c. Statistik uji: P

d. Titik Kritis

Tolak  $H_0$  jika  $P < \alpha$ 

e. Keputusan

Tabel 3. Keputusan Estimasi Parameter Model

Model		P		Keputusan
ARIMA (0,1,1) (0,1,1) <sup>12</sup>	Type MA 1 SMA 12	Coef 0,8398 0,8913	P 0,000 0,000	Signifikan
ARIMA (0,1,1) (1,1,0) <sup>12</sup>	Type SAR 12 MA 1	Coef -0,5549 0,8222	P 0,000 0,000	Signifikan
ARIMA (0,1,1) (1,1,1) <sup>12</sup>	Type SAR 12 MA 1 SMA 12	Coef -0,0700 0,8418 0,8883	P 0,651 0,000 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (0,1,1) (2,1,0) <sup>12</sup>	Type SAR 12 SAR 24 MA 1	Coef -0,8801 -0,8838 0,8711	P 0,000 0,000 0,000	Signifikan
ARIMA (0,1,1) (2,1,1) <sup>12</sup>	Type SAR 12 SAR 24 MA 1 SMA 12	Coef -0,1872 -0,4821 0,8625 0,7890	P 0,196 0,001 0,000 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,0) (0,1,1) <sup>12</sup>	Type AR 1 SMA 12	Coef -0,4818 0,8984	P 0,000 0,000	Signifikan
ARIMA (1,1,0) (1,1,0) <sup>12</sup>	Type AR 1 SAR 12	Coef -0,5474 -0,5653	P 0,000 0,000	Signifikan
ARIMA (1,1,0) (1,1,1) <sup>12</sup>	Type AR 1 SAR 12 SMA 12	Coef -0,4788 -0,0201 0,9001	P 0,000 0,895 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,0) (2,1,0) <sup>12</sup>	Type AR 1 SAR 12 SAR 24	Coef -0,5259 -0,8165 -0,6512	P 0,000 0,000 0,000	Signifikan
ARIMA (1,1,0) (2,1,1) <sup>12</sup>	Type AR 1 SAR 12 SAR 24 SMA 12	Coef -0,4685 -0,1016 -0,2420 0,7938	P 0,000 0,570 0,130 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,1) (0,1,1) <sup>12</sup>	Type AR 1 MA 1 SMA 12	Coef 0,0058 0,8415 0,8911	P 0,968 0,000 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,1) (1,1,0) <sup>12</sup>	Type AR 1 SAR 12 MA 1	Coef -0,0838 -0,5534 0,7855	P 0,571 0,000 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,1) (1,1,1) <sup>12</sup>	Type AR 1 SAR MA SMA 12	Coef 0,0162 -0,0720 0,8462 0,8881	P 0,911 0,645 0,000 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,1) (2,1,0) <sup>12</sup>	Type MA 1 SAR 12 SAR 24 MA 1	Coef -0,1043 -0,8940 -0,8834 0,8323	P 0,468 0,645 0,000 0,000	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,1) (2,1,1) <sup>12</sup>	Type AR 1 SAR 12 SAR 24 MA 1 SMA 12	Coef -0,0943 -0,8280 -0,7884 0,8280 0,0029	P 0,510 0,000 0,000 0,000 0,988	Tidak Signifikan

42

Berdasarkan Tabel 3, terlihat bahwa terdapat 6 model yang signifikan yaitu model

ARIMA (0,1,1)  $(0,1,1)^{12}$ , ARIMA (0,1,1)  $(1,1,0)^{12}$ , ARIMA (0,1,1)  $(2,1,0)^{12}$ ,

ARIMA (1,1,0)  $(0,1,1)^{12}$ , ARIMA (1,1,0)  $(1,1,0)^{12}$  dan ARIMA (1,1,0)  $(2,1,0)^{12}$ 

sehingga dapat digunakan untuk melakukan peramalan. Namun untuk mengetahui

model terbaik, maka perlu dilakukan pengujian dengan menggunakan uji Ljung-

box.

4.2.4 Evaluasi Parameter Model

Tahap ini ialah tahapan pengujian terhadap residual model yang dipilih. Model

yang baik bersifat random (white noise). Analisis residual dilakukan dengan

pengujian signifikan ACF dan PACF yang dilakukan dengan melihat nilai P-value

pada *Ljung Box* dengan bantuan *software* Minitab 17.

Berikut tahapan pengujian residual data:

a. Hipotesis

H<sub>0</sub> : residual data bersifat random ( *white noise* )

H<sub>1</sub>: residual data tidak bersifat random ( tidak *white noise* )

b. Tingkat kepercayan 95% atau  $\alpha = 0.05$ 

c. Statistik uji: P-value

d. Titik Kritis

Tolak  $H_0$  jika P-value  $< \alpha$ 

e. Keputusan

Tabel 4. Keputusan Evaluasi Parameter Model

Model	P-value	Keputusan
ARIMA (0,1,1) (0,1,1) <sup>12</sup>	Lag 12 24 36 48 0.676 0.950 0.937 0.974	white noise
ARIMA (0,1,1) (1,1,0) <sup>12</sup>	Lag 12 24 36 48 0.649 0.413 0.374 0.556	white noise
ARIMA (0,1,1) (2,1,0) <sup>12</sup>	Lag 12 24 36 48 0.787 0.876 0.625 0.920	white noise
ARIMA (1,1,0) (0,1,1) <sup>12</sup>	Lag 12 24 36 48 0.110 0.478 0.688 0.774	white noise
(ARIMA (1,1,0) (1,1,0) <sup>12</sup>	Lag 12 24 36 48 0.048 0.021 0.090 0.111	Tidak white noise
ARIMA (1,1,0) (2,1,0) <sup>12</sup>	Lag 12 24 36 48 0.064 0.163 0.022 0.097	Tidak white noise

Berdasarkan Tabel 4, terlihat bahwa terdapat 4 model yang memiliki residual data yang bersifat random ( *white noise* ) yaitu model ARIMA (0,1,1)  $(0,1,1)^{12}$ , ARIMA (0,1,1)  $(1,1,0)^{12}$ , ARIMA (0,1,1)  $(2,1,0)^{12}$  dan ARIMA (1,1,0)  $(0,1,1)^{12}$ .

# 4.2.5 Peramalan

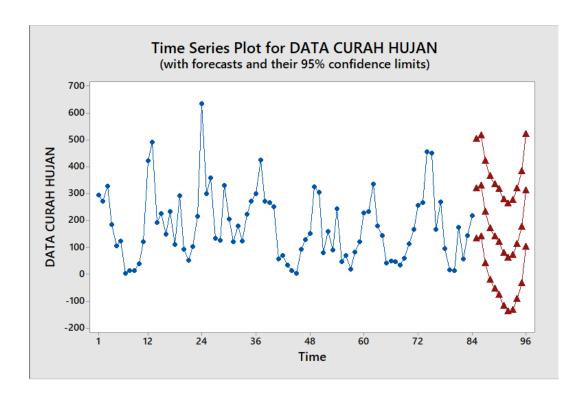
Tahapan ini adalah tahapan paling akhir dalam analisis *time series*. Model terbaik adalah model yang estimasi parameter model yang signifikan dan bersifat random ( *white noise* ). Jika terdapat lebih dari satu model terbaik maka untuk

menentukann model mana yang digunakan untuk peramalan ditentukan berdasarkan model yang memiliki nilai *Mean Square* (MS) terkecil. Berikut adalah *output* nilai MS dengan menggunakan *software* Minitab 17:

Tabel 5. Nilai *Mean Square* Model

Model	Estimasi Parameter Model	Evaluasi Parameter Model	Nilai MS
ARIMA (0,1,1) (0,1,1) <sup>12</sup>	Signifikan	white noise	8950
ARIMA (0,1,1) (1,1,0) <sup>12</sup>	Signifikan	white noise	11677
ARIMA (0,1,1) (2,1,0) <sup>12</sup>	Signifikan	white noise	9833
ARIMA (1,1,0) (0,1,1) <sup>12</sup>	Signifikan	white noise	11810

Berdasarkan Tabel 5, terlihat bahwa Model ARIMA (0,1,1) (0,1,1)<sup>12</sup> adalah model terbaik dan memiliki nilai MS yang terkecil, sehingga selanjutnya model tersebut yang digunakan untuk melakukan peramalan jumlah curah hujan di Kabupaten Lampung Tengah periode Januari 2020 sampai dengan Desember 2020. Berikut adalah plot dan hasil nilai peramalan jumlah curah hujan di Kabupaten Lampung Tengah periode Januari – Desember 2020 dengan menggunakan *software* Minitab 17.



Gambar 12. Plot Peramalan Data Jumlah Curah Hujan di Kabupaten Lampung Berdasarkan Gambar 12, dapat dilihat bahwa hasil peramalan jumlah curah hujan di Kabupaten Lampung Tengah periode Januari - Desember 2020 mengalami fluktuasi naik dan turun mengikuti pola data sebelumnya.

Tabel 6. Data Hasil Peramalan Jumlah Curah Hujan di Kabupaten Lampung Tengah Tahun 2020

Periode Tahun 2020	Hasil Peramalan	Batas bawah	Batas Atas	
Januari	318,485	133,019	503,952	
Februari	328,176	140,345	516,006	
Maret	231,169 41,004		421,333	
April	171,663	-20,807	364,134	
Mei	140,305	-54,444	335,055	
Juni	119,400	-77,601	316,402	
Juli	79,913	-119,316	279,141	
Agustus	61,781	-139,649	263,212	
September	71,148	-132,461	274,757	
Oktober	113,065	-92,699	318,830	
November	174,668	-33,230	382,565	
Desember	311,980	101,971	521,989	

Hasil peramalan menunjukkan bahwa jumlah curah hujan yang tertinggi terjadi pada awal tahun yaitu di bulan Januari dan Februari dan jumlah curah hujan yang terendah terjadi pada pertengahan tahun yaitu di bulan Agustus. Hal ini sesuai dengan model yang dihasilkan dalam penelitian ini yaitu ARIMA  $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ .

### V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dilakukan pada bab sebelumnya maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut.

- Model Seasonal ARIMA terbaik dengan bantuan software Minitab 17 untuk menganalisis peramalan jumlah curah hujan di Kabupaten Lampung Tengah periode Januari – Desember 2020 adalah model ARIMA (0,1,1) (0,1,1)<sup>12</sup>.
- 2. Dengan menggunakan model ARIMA (0,1,1) (0,1,1)<sup>12</sup>, didapatkan hasil peramalan jumlah curah hujan di Kabupaten Lampung Tengah periode bulan Januari 2020 sampai Desember 2020 adalah berturut-turut yaitu 318,485 mm³; 328,176 mm³; 231,169 mm³; 171,663 mm³; 140,305 mm³; 119,400 mm³; 79,913 mm³; 61,781 mm³; 71,148 mm³; 113,065 mm³; 174,668 mm³ dan 311,980 mm³.
- Pola data hasil peramalan jumlah curah hujan di Kabupaten Lampung Tengah periode bulan Januari 2020 sampai Desember 2020 mengikuti pola data musiman.