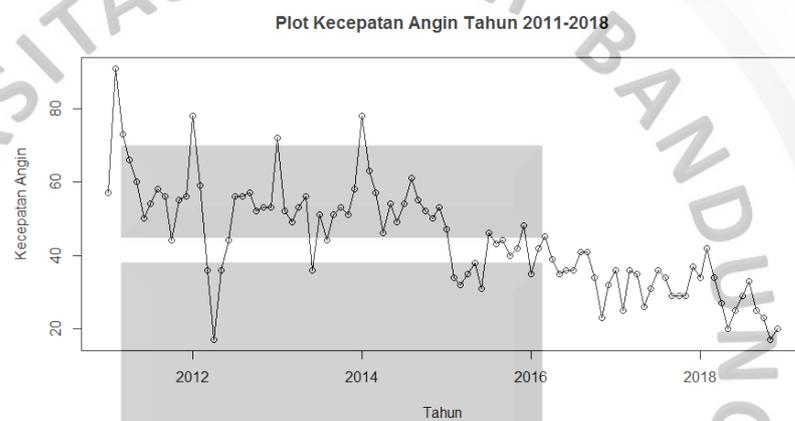
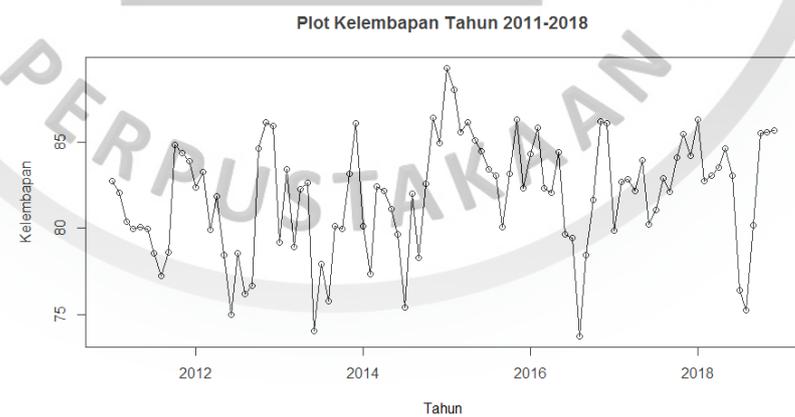


Gambar 4.2 Plot Data Suhu Udara Tahun 2011-2018



Gambar 4.3 Plot Data Kecepatan Angin Tahun 2011-2018



Gambar 4.4 Plot Data Kelembapan Udara Tahun 2011-2018

Pada Gambar 4.1 dapat dilihat data curah hujan memiliki kecenderungan varians homogen hal ini ditunjukkan karena grafik yang bergerak tidak membentuk pola yang

meningkat atau menurun secara drastis. Gambar 4.2 menunjukkan data suhu udara cenderung stasioner dalam varians maupun rata-rata karena grafik bergerak secara konstan dan tidak membentuk pola. Gambar 4.3 menunjukkan data kecepatan angin cenderung memiliki pola menurun namun terlihat jarak antara titik-titiknya bergerak konstan. Gambar 4.4 menunjukkan data kelembaban udara cenderung stasioner karena terlihat grafik menyebar dan tidak membentuk pola. Untuk memastikan kestasioneran data, maka dilakukan pemeriksaan menggunakan uji Box-Cox untuk stasioner dalam varians dan ADF *test* untuk stasioner dalam rata-rata.

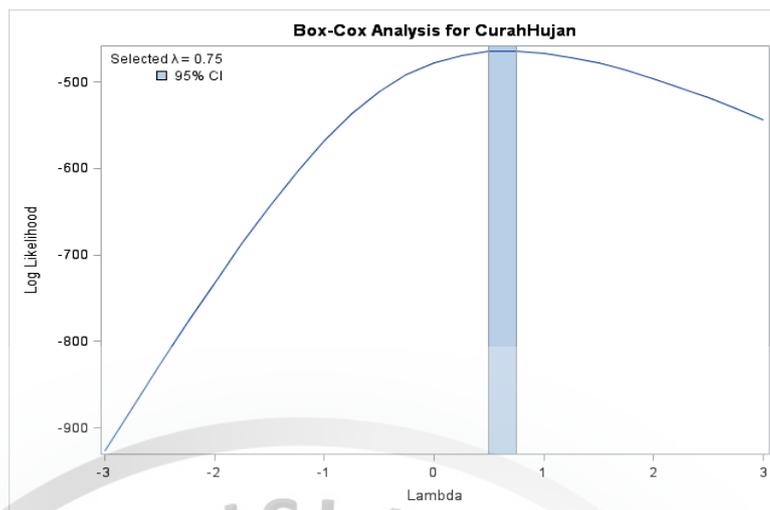
4.2.2 Stasioneritas Varians, Rata-rata dan Pemeriksaan Multikolinieritas

1) Pemeriksaan Kestasioneritas Varians

Kriteria uji Box Cox menyatakan apabila nilai $\lambda = 1$ berada di selang kepercayaan 95%, maka data dinyatakan stasioner terhadap varians, dan sebaliknya apabila selang kepercayaan 95% tidak memuat nilai $\lambda = 1$, maka data dinyatakan tidak stasioner terhadap ragam atau varians, sehingga data harus ditransformasi Box Cox (**Lampiran 1**). Hasil pemeriksaan stasioneritas dalam varians untuk masing-masing variabel adalah sebagai berikut :

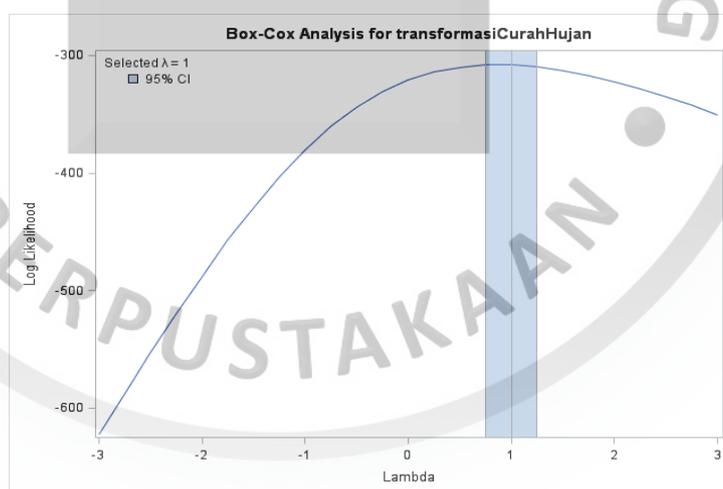
a. Data Curah Hujan (y_t)

Plot pemeriksaan Box-Cox pada data curah hujan (y_t) akan disajikan pada Gambar 4.5 :



Gambar 4.5 Plot Box-Cox Data Curah Hujan (y_t)

Pada Gambar 4.5, data curah hujan dapat dikatakan belum stasioner dalam varians karena pada selang kepercayaan 95% nilai λ tidak memuat $\lambda = 1$ dan diperoleh juga $\hat{\lambda} = 0,75$. Maka dapat disimpulkan bahwa data curah hujan perlu dilakukan transformasi $y_t^{\hat{\lambda}}$ atau $y_t^{0.75}$. Hasil transformasi data curah hujan menggunakan pemeriksaan Box-Cox akan disajikan pada Gambar 4.6.



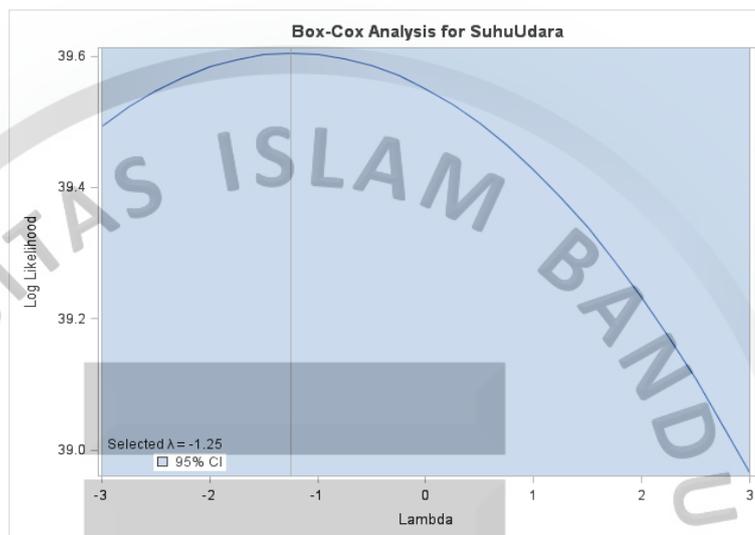
Gambar 4.6 Plot Box-Cox Data Curah Hujan Setelah Transformasi

Gambar 4.6 menunjukkan data curah hujan telah dilakukan transformasi $Y_t^{0.75}$ dinyatakan telah stasioner dalam varians karena pada selang kepercayaan 95% nilai λ sudah memuat $\lambda = 1$. Selanjutnya untuk mempersingkat penulisan, data curah hujan

hasil transformasi yaitu $Y_t^{0.75}$ akan dilambangkan menjadi (y_t) . Data curah hujan hasil transformasi akan dilampirkan pada lampiran 1.

b. Data Suhu Udara (x_{1t})

Plot pemeriksaan Box-Cox pada data suhu udara (x_{1t}) akan disajikan pada Gambar 4.7 :

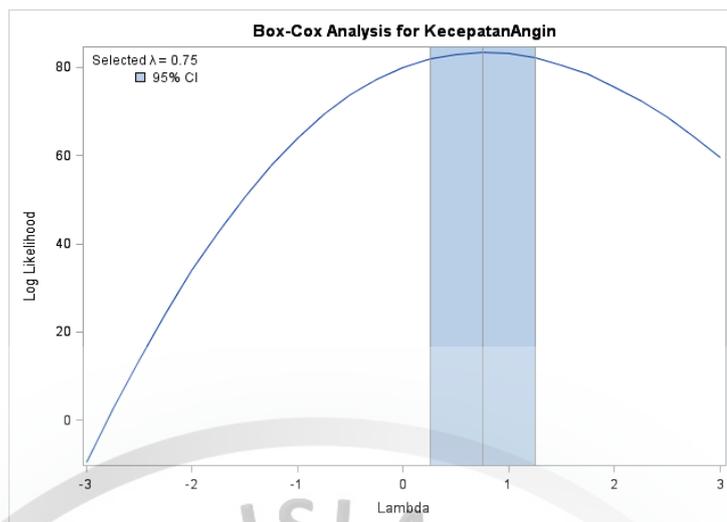


Gambar 4.7 Plot Box-Cox Data Suhu Udara (x_{1t})

Gambar 4.7 menunjukkan bahwa data suhu udara dapat dikatakan sudah stasioner terhadap varians karena pada selang kepercayaan 95% nilai λ sudah mencakup $\lambda = 1$, maka dapat disimpulkan tidak perlu dilakukan transformasi.

c. Data Kecepatan Angin (x_{2t})

Plot pemeriksaan Box-Cox pada data kecepatan angin (x_{2t}) akan disajikan pada Gambar 4.8 :

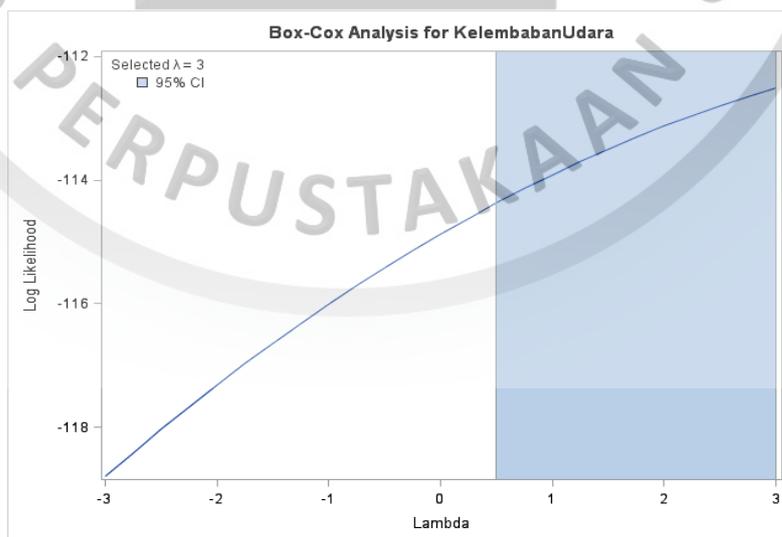


Gambar 4.8 Plot Box-Cox Data Kecepatan Angin (x_{2t})

Gambar 4.8 menunjukkan data kecepatan angin dapat dikatakan sudah stasioner dalam varians karena pada selang kepercayaan 95% nilai λ memuat $\lambda = 1$ dan diperoleh juga $\hat{\lambda} = 0,75$. Maka dapat disimpulkan bahwa data kecepatan angin tidak perlu dilakukan transformasi.

d. Data Kelembaban Udara (x_{3t})

Plot pemeriksaan Box-Cox pada data kelembaban udara (x_{3t}) akan disajikan pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Plot Box-Cox Data Kelembaban Udara (x_{3t})

Gambar 4.9 menunjukkan data kelembaban udara (x_{3t}) dapat dikatakan sudah stasioner dalam varians karena pada selang kepercayaan 95% nilai λ memuat $\lambda = 1$ dan diperoleh $\hat{\lambda} = 3$. Maka dapat disimpulkan bahwa data kelembaban udara tidak perlu dilakukan transformasi.

2) Pemeriksaan Kestasioneran Rata-Rata

Kemudian langkah berikutnya adalah pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata untuk semua variabel menggunakan Augmented Dikey Fuller (ADF). Hipotesisnya adalah :

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

$$H_1 : \delta < 0 \text{ (data stasioner)}$$

Kriteria pengujiannya yaitu tolak H_0 jika $p \text{ value} \leq \alpha$ ($\alpha = 5\%$) maka data dinyatakan stasioner, dan sebaliknya apabila $p \text{ value} > \alpha$ ($\alpha = 5\%$) maka data dinyatakan tidak stasioner terhadap rata-rata, sehingga data harus dilakukan *differencing*. Hasil pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata menggunakan ADF test dapat dilihat melalui Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil Pemeriksaan dengan *Augmented Dikey Fuller*

Variabel	ADF Test	p-value	Keterangan
Curah Hujan (y_t)	-3.9088	0.01679	Stasioner
Suhu Udara (x_{1t})	-5.3262	0.01	Stasioner
Kecepatan Angin (x_{2t})	-4.0752	0.01	Stasioner
Kelembaban Udara (x_{3t})	-3.9059	0.01693	Stasioner

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa semua data telah stasioner karena nilai $p\text{-value} < \alpha$ ($\alpha = 5\%$) untuk semua variabel sehingga tolak H_0 dan disimpulkan tidak perlu dilakukan *differencing*. Output *Augmented Dikey Fuller Test* menggunakan bantuan *software R* dilampirkan pada lampiran 2.

3) Pemeriksaan Multikolinieritas

Setelah pemeriksaan stasioneritas, selanjutnya dilakukan pemeriksaan multikolinieritas yang bertujuan untuk mengetahui ada atau tidaknya masalah multikolinieritas antara masing-masing variabel bebas dengan melihat nilai VIF (Lampiran 3). Hasil pemeriksaan multikolinieritas dapat dilihat pada Tabel 4.2:

Tabel 4.2 Pemeriksaan Multikolinieritas

Variabel	Nilai VIF
Suhu Udara (x_1)	4,906
Kecepatan Angin (x_2)	1,440
Kelembaban Udara (x_3)	5,203

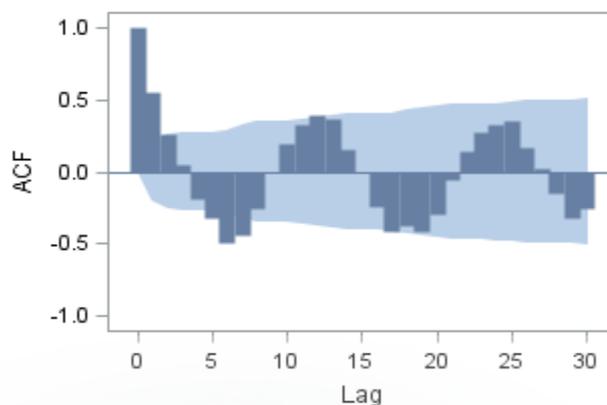
Tabel 4.2 menunjukkan bahwa nilai VIF data suhu udara (x_1) = 4.906, data kecepatan angin (x_2) = 1.440, dan data kelembaban udara (x_3) = 4,941. Oleh karena itu, dapat disimpulkan tidak terjadi masalah multikolonieritas antara masing-masing variabel bebas karena nilai VIF untuk semua variabel < 10 .

4.2.3 Identifikasi Model ARIMA

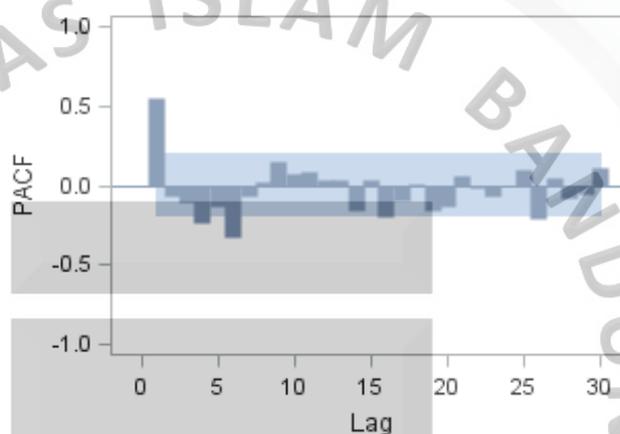
Setelah data stasioner, maka tahap selanjutnya adalah menetapkan model ARIMA (p,d,q) yang cocok untuk masing-masing deret *input*. *Lag* yang signifikan dari ACF maka akan terbentuk model MA(q), sedangkan *lag* yang signifikan dari PACF maka akan terbentuk model AR(p), sedangkan banyak *difference* yang digunakan untuk mentransformasi data yang tidak stasioner dinyatakan sebagai orde d. Pemodelan ARIMA dilakukan menggunakan bantuan *software SAS* dan *software R*. Hasil nilai ACF dan PACF model ARIMA disajikan pada Gambar 4.11 sampai dengan Gambar 4.16.

a. Data Suhu Udara (x_{1t})

Plot ACF dan PACF data suhu udara (x_{1t}) disajikan pada Gambar 4.10 dan Gambar 4.11.



Gambar 4.10 Plot ACF Suhu Udara (x_{1t})



Gambar 4.11 Plot PACF Suhu Udara (x_{1t})

Berdasarkan Gambar 4.10 terlihat bahwa plot ACF data suhu udara (x_{1t}) lag yang melewati batas adalah lag ke-1, lag ke-2, dan lag ke-6 sehingga dapat diidentifikasi model yang terbentuk adalah MA(2) untuk orde non musiman dan SMA(1)⁶ untuk orde musiman. Kemudian berdasarkan Gambar 4.11 plot PACF, lag yang melewati batas adalah lag ke-1, lag ke-4 dan lag ke-6, sehingga dapat diidentifikasi model AR yang terbentuk adalah AR(1) untuk orde non musiman kemudian SAR(1)⁴ untuk orde musiman 4 bulanan dan SAR(1)⁶ untuk orde musiman 6 bulanan. Sehingga model tentatif yang dapat diidentifikasi terdapat dua kemungkinan yaitu model ARIMA (non musiman) dan model SARIMA (musiman). Model tentatif ARIMA (non musiman) yang dapat diterapkan antara lain ARIMA(1,0,0), ARIMA(1,0,1), ARIMA(0,0,1), ARIMA(0,0,2), dan ARIMA(1,0,2). Model tentatif SARIMA yang dapat diterapkan

yaitu SARIMA(1,0,0)(1,0,0)⁶, SARIMA(0,0,1)(1,0,0)⁶, SARIMA(0,0,2)(1,0,0)⁶, SARIMA(1,0,1)(1,0,0)⁶, SARIMA(1,0,2)(1,0,0)⁶, SARIMA (1,0,0)(0,0,1)⁶, SARIMA (1,0,0)(1,0,1)⁶, SARIMA (1,0,1)(1,0,1)⁶, dan SARIMA (1,0,2)(1,0,1)⁶. Setelah mendapatkan model tentatif ARIMA maupun SARIMA, langkah selanjutnya adalah pemilihan model terbaik yang dapat ditentukan melalui beberapa faktor yaitu dengan melihat nilai AIC terkecil dari setiap model. Faktor berikutnya adalah signifikansi parameter yang memiliki hipotesis nol (H_0) dari uji parameter adalah parameter tidak signifikan dan hipotesis alternatif (H_1) adalah parameter cukup signifikan. Signifikansi parameter mempunyai kriteria uji yaitu tolak H_0 jika $p\text{-value} < \alpha$ (0,05). Faktor selanjutnya adalah diagnosis model yang dilakukan untuk memeriksa apakah (e_t) mengikuti proses *white noise* dengan dilakukan uji independensi residual dengan metode Ljung-Box yang memiliki hipotesis nol (H_0) model sudah cocok dan hipotesis alternatif (H_1) adalah model tidak cocok. Adapun kriteria uji dari metode Ljung-Box adalah terima (H_0) jika $p\text{-value} > \alpha$ (0,05). Jika semua syarat-syarat tersebut sudah terpenuhi maka dapat dikatakan model tersebut dapat digunakan untuk proses selanjutnya. Hasil perhitungan model tentatif ARIMA dan SARIMA dari data suhu udara (x_{1t}) beserta nilai AIC, signifikansi parameter, nilai $p\text{-value}$ dari setiap parameter dan pemeriksaan *white noise* menggunakan metode Ljung-Box akan disajikan pada Tabel 4.3

Tabel 4.3 Model Tentatif ARIMA dan SARIMA Data Suhu Udara (x_{1t})

Model	AIC	Signifikansi Parameter	P-value	Ljung-Box
ARIMA(1,0,0)	159.9306	$\hat{\mu} = 27.76397$ $\hat{\phi}_1 = 0.57199$	<.0001 <.0001	Model tidak cocok
ARIMA(0,0,1)	165.9171	$\hat{\mu} = 27.78125$ $\hat{\theta}_1 = -0.53607$	<.0001 <.0001	Model tidak cocok
ARIMA(0,0,2)	164.0253	$\hat{\mu} = 27.77780$ $\hat{\theta}_1 = -0.54270$ $\hat{\theta}_2 = -0.23093$	<.0001 <.0001 0.0228	Model tidak cocok
ARIMA(1,0,1)	161.6205	$\hat{\mu} = 27.76734$ $\hat{\phi}_1 = 0.51073$ $\hat{\theta}_1 = 0.09044$	<.0001 0.0011 0.6176	Model tidak cocok
ARIMA(1,0,2)	163.3967	$\hat{\mu} = 27.76832$ $\hat{\phi}_1 = 0.45577$ $\hat{\theta}_1 = -0.13484$ $\hat{\theta}_2 = -0.06943$	<.0001 0.1296 0.6647 0.7178	Model tidak cocok
SARIMA(1,0,0)(1,0,0) ⁶	148.1961	$\hat{\mu} = 27.77860$ $\hat{\phi}_1 = 0.46988$ $\hat{\Phi}_1 = -0.39735$	<.0001 <.0001 <.0001	Model tidak cocok
SARIMA(0,0,1)(1,0,0) ⁶	149.9779	$\hat{\mu} = 27.78538$ $\hat{\Phi}_1 = -0.43662$ $\hat{\theta}_1 = -0.45356$	<.0001 <.0001 <.0001	Model tidak cocok
SARIMA(0,0,2)(1,0,0) ⁶	151.4458	$\hat{\mu} = 27.78422$ $\hat{\Phi}_1 = -0.41758$ $\hat{\theta}_1 = -0.47070$ $\hat{\theta}_2 = -0.07144$	<.0001 <.0001 <.0001 0.4956	Model tidak cocok
SARIMA(1,0,1)(1,0,0) ⁶	151.8739	$\hat{\mu} = 27.77921$ $\hat{\phi}_1 = 0.44110$ $\hat{\Phi}_1 = -0.39556$ $\hat{\theta}_1 = -0.03702$	<.0001 0.0311 <.0001 0.8695	Model tidak cocok
SARIMA(1,0,2)(1,0,0) ⁶	151.8739	$\hat{\mu} = 27.77871$ $\hat{\phi}_1 = 0.56158$ $\hat{\Phi}_1 = -0.41168$ $\hat{\theta}_1 = 0.07242$ $\hat{\theta}_2 = 0.09883$	<.0001 0.2651 0.0001 0.8897 0.7212	Model tidak cocok
SARIMA(1,0,0)(0,0,1) ⁶	152.1704	$\hat{\mu} = 27.77611$ $\hat{\phi}_1 = 0.51743$ $\hat{\theta}_1 = 0.28519$	<.0001 <.0001 0.0062	Model tidak cocok
*SARIMA(1,0,0)(1,0,1)⁶	*141.3762	$\hat{\mu} = 27.78510$ $\hat{\phi}_1 = 0.33162$ $\hat{\Phi}_1 = -0.99925$ $\hat{\theta}_1 = -0.97096$	<.0001 0.0005 <.0001 <.0001	Model cocok

Bersambung

*dipilih model terbaik SARIMA(1,0,0)(1,0,1)⁶ karena memiliki nilai AIC yang paling kecil

Sambungan

Model	AIC	Signifikansi Parameter	P-value	Ljung-Box
SARIMA(1,0,1)(1,0,1) ⁶	143.3762	$\hat{\mu} = 27.78512$ $\hat{\phi}_1 = 0.32607$ $\hat{\Phi}_1 = -0.99923$ $\hat{\theta}_1 = -0.0069873$ $\hat{\Theta}_1 = -0.97071$	<.0001 0.2635 <.0001 0.9817 <.0001	Model cocok
SARIMA(1,0,2)(1,0,1) ⁶	144.866	$\hat{\mu} = 27.78392$ $\hat{\phi}_1 = 0.64520$ $\hat{\Phi}_1 = -0.99926$ $\hat{\theta}_1 = 0.30331$ $\hat{\theta}_2 = 0.12839$ $\hat{\Theta}_1 = -0.97014$	<.0001 0.3194 <.0001 0.6495 0.6311 <.0001	Model tidak cocok

Tabel 4.3 menunjukkan model-model tentatif data suhu udara (x_{1t}) yang meliputi model ARIMA (non musiman) dan model SARIMA (musiman) dan dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk data suhu udara (x_{1t}) adalah model SARIMA(1,0,0)(1,0,1)⁶ dengan konstanta karena memiliki AIC terkecil dibandingkan model lainnya yaitu 141.3762. Pada tahap signifikansi untuk semua parameter terlihat nilai $p\text{-value} < 0,05$ sehingga tolak H_0 yang artinya parameter AR(1), MA(1) dan SAR(1)⁶ signifikan. Kemudian hasil $p\text{-value}$ pada tahap pemeriksaan *white noise* dengan metode Ljung-Box menunjukkan semua nilai $p\text{-value} > 0,05$ sehingga terima H_0 maka dapat disimpulkan model SARIMA(1,0,0)(1,0,1)⁶ pada data suhu udara (x_{1t}) sudah cocok (**Lampiran 4.1**). Maka persamaan model SARIMA (1,0,0)(1,0,1)⁶ data suhu udara (x_{1t}) adalah :

$$(1 - \phi_1 B)(1 - \Phi_1 B^6)Z_t = \mu + (1 - \theta_1 B^6)e_t$$

$$(1 - \Phi_1 B^6 - \phi_1 B + \phi_1 B \Phi_1 B^6)Z_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-6}$$

$$(1 - \phi_1 B - \Phi_1 B^6 + \phi_1 \Phi_1 B^7)Z_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-6}$$

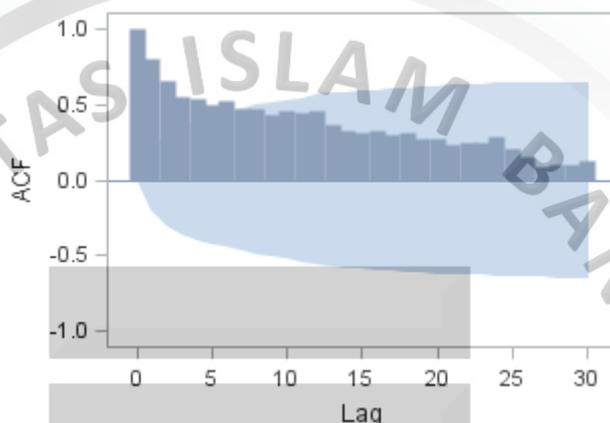
$$Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \Phi_1 Z_{t-6} + \phi_1 \Phi_1 Z_{t-7} = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-6}$$

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-6} - \phi_1 \phi_1 Z_{t-7} - \theta_1 e_{t-6} + e_t$$

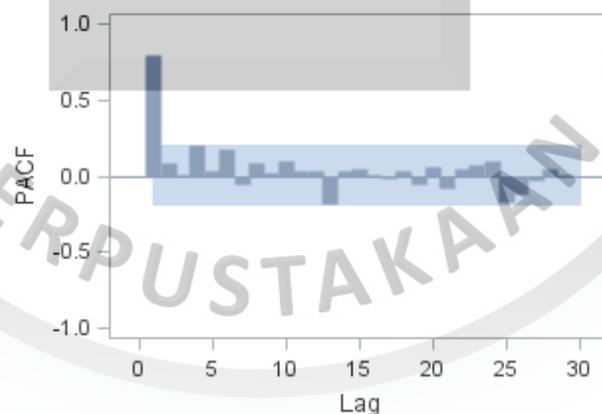
$$Z_t = 27.78510 + 0.33162Z_{t-1} - 0.99925Z_{t-6} + 0.33137Z_{t-7} + 0.97096e_{t-6} + e_t$$

b. Kecepatan Angin (x_{2t})

Plot ACF dan PACF data kecepatan angin (x_{2t}) disajikan pada Gambar 4.12 dan Gambar 4.13.



Gambar 4.12 Plot ACF Kecepatan Angin (x_{2t})



Gambar 4.13 Plot PACF Kecepatan Angin (x_{2t})

Berdasarkan Gambar 4.12 terlihat bahwa plot ACF data kecepatan angin (x_{2t}) tidak memiliki nilai MA karena plot membentuk pola menurun secara eksponensial atau mengikuti gelombang sinus sehingga orde yang terbentuk adalah MA(0). Kemudian

berdasarkan Gambar 4.13 plot PACF data kecepatan angin (x_{2t}), lag yang melewati batas adalah lag ke-1, lag ke-4, lag ke-6, lag ke-12, dan lag ke-24 sehingga dapat diidentifikasi model AR yang terbentuk adalah AR(1) untuk orde non musiman, SAR(1)⁴ untuk orde musiman 4 bulanan, SAR(1)⁶ untuk orde musiman 6 bulanan, SAR(1)¹² untuk orde musiman 12, dan SAR(1)²⁴ untuk orde musiman 24. Maka model tentatif yang dapat diidentifikasi terdapat dua kemungkinan yaitu model ARIMA (non musiman) dan model SARIMA (musiman). Model tentatif ARIMA (non musiman) yang dapat diterapkan yaitu ARIMA(1,0,0) dan untuk model tentatif SARIMA antara lain SARIMA(1,0,0)(1,0,0)⁴, SARIMA(1,0,0)(1,0,0)⁶, SARIMA(1,0,0)(1,0,0)¹², dan SARIMA(1,0,0)(1,0,0)²⁴. Setelah mendapatkan model tentatif ARIMA maupun SARIMA, langkah selanjutnya adalah pemilihan model terbaik yang dapat ditentukan melalui beberapa faktor yaitu dengan melihat nilai AIC terkecil dari setiap model. Faktor berikutnya adalah signifikansi parameter yang memiliki hipotesis nol (H_0) dari uji parameter adalah parameter tidak signifikan dan hipotesis alternatif (H_1) adalah parameter cukup signifikan. Signifikansi parameter mempunyai kriteria uji yaitu tolak H_0 jika $p\text{-value} < \alpha$ (0,05). Faktor selanjutnya adalah diagnosis model yang dilakukan untuk memeriksa apakah (e_t) mengikuti proses *white noise* dengan dilakukan uji independensi residual dengan metode Ljung-Box yang memiliki hipotesis nol (H_0) model sudah cocok dan hipotesis alternatif (H_1) adalah model tidak cocok. Adapun kriteria uji dari metode Ljung-Box adalah terima (H_0) jika $p\text{-value} > \alpha$ (0,05). Jika semua syarat-syarat tersebut sudah terpenuhi maka dapat dikatakan model tersebut dapat digunakan untuk proses selanjutnya. Hasil perhitungan model tentatif ARIMA dan SARIMA dari data suhu udara (x_{1t}) beserta nilai AIC, signifikansi parameter, nilai $p\text{-value}$ dari setiap parameter dan pemeriksaan *white noise* menggunakan metode Ljung-Box akan disajikan pada Tabel 4.4

Tabel 4.4 Model Tentatif ARIMA dan SARIMA Data Kecepatan Angin (x_{2t})

Model	AIC	Signifikansi Parameter	p -value	Ljung-Box
ARIMA(1,0,0)	3.753136	$\hat{\mu} = 1.47129$ $\hat{\phi}_1 = 0.83304$	<.0001 <.0001	Model tidak cocok
SARIMA(1,0,0)(1,0,0) ⁴	3.934164	$\hat{\mu} = 1.46983$ $\hat{\phi}_1 = 0.80002$ $\hat{\Phi}_1 = 0.15261$	<.0001 <.0001 0.1534	Model cocok
*SARIMA(1,0,0)(1,0,0)⁶	*0.97312	$\hat{\mu} = 1.47247$ $\hat{\phi}_1 = 0.78481$ $\hat{\Phi}_1 = 0.24327$	<.0001 <.0001 0.0200	Model cocok
SARIMA(1,0,0)(1,0,0) ¹²	-3.58657	$\hat{\mu} = 1.45214$ $\hat{\phi}_1 = 0.78915$ $\hat{\Phi}_1 = 0.33613$ $\hat{\Theta}_1 = 0.54736$	<.0001 <.0001 0.0015	Model cocok
SARIMA(1,0,0)(1,0,0) ²⁴	-5.54888	$\hat{\mu} = 1.44813$ $\hat{\phi}_1 = 0.81813$ $\hat{\Phi}_1 = 0.38708$	<.0001 <.0001 0.38708	Model cocok

Tabel 4.4 menunjukkan model-model tentatif data kecepatan angin (x_{2t}) yang meliputi model ARIMA (non musiman) dan model SARIMA (musiman) dan dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk data kecepatan angin (x_{2t}) adalah model SARIMA(1,0,0)(1,0,0)⁶ dengan konstanta karena memiliki AIC terkecil dibandingkan model lainnya yaitu 0.97312. Pada tahap signifikansi untuk semua parameter terlihat nilai p -value < 0,05 sehingga tolak H_0 yang artinya parameter AR(1) dan SAR(1)⁶ signifikan. Kemudian hasil p -value pada tahap pemeriksaan *white noise* dengan metode Ljung-Box menunjukkan semua nilai p -value > 0,05 sehingga terima H_0 maka dapat disimpulkan model SARIMA(1,0,0)(1,0,0)⁶ pada data kecepatan angin (x_{2t}) sudah cocok (**Lampiran 4.2**).

*dipilih model terbaik SARIMA(1,0,0)(1,0,1)⁶ karena memiliki nilai AIC yang paling kecil

Maka persamaan model SARIMA (1,0,0)(1,0,0)⁶ data kecepatan angin (x_{2t}) adalah :

$$(1 - \phi_1 B)(1 - \Phi_1 B^6)Z_t = \mu + e_t$$

$$(1 - \Phi_1 B^6 - \phi_1 B + \phi_1 B \Phi_1 B^6)Z_t = \mu + e_t$$

$$(1 - \phi_1 B - \Phi_1 B^6 + \phi_1 \Phi_1 B^7)Z_t = \mu + e_t$$

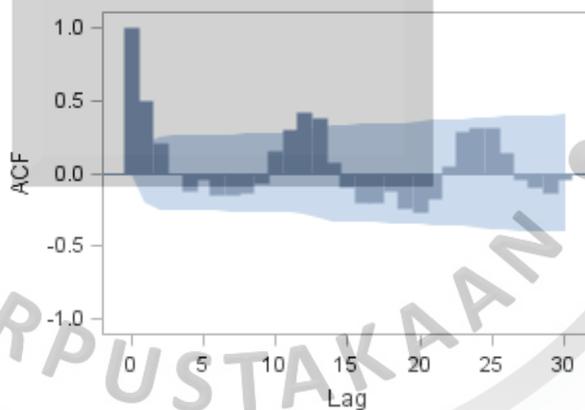
$$Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \Phi_1 Z_{t-6} + \phi_1 \Phi_1 Z_{t-7} = \mu + e_t$$

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \Phi_1 Z_{t-6} - \phi_1 \Phi_1 Z_{t-7} - \theta_1 e_{t-6} + e_t$$

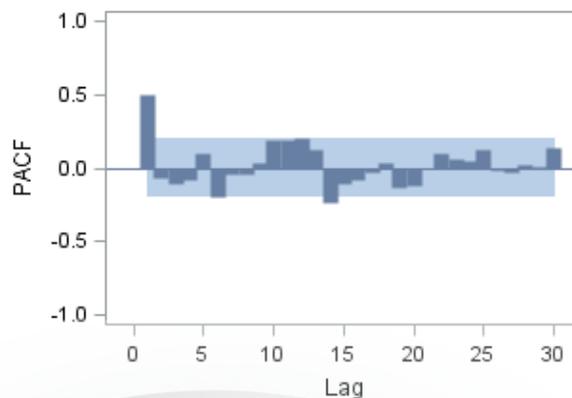
$$Z_t = 1.47247 + 0.78481Z_{t-1} + 0.24327Z_{t-6} + 0.19092Z_{t-7} + e_t$$

c. **Kelembaban Udara (x_{3t})**

Plot ACF dan PACF data kelembaban udara (x_{3t}) disajikan pada Gambar 4.14 dan Gambar 4.15.



Gambar 4.14 Plot ACF Kelembaban Udara (x_{3t})



Gambar 4.15 Plot PACF Kelembaban Udara (x_{3t})

Berdasarkan Gambar 4.14 terlihat bahwa plot ACF data kelembaban udara (x_{3t}) lag yang melewati batas adalah lag ke-1, lag ke-2, dan lag ke-12 sehingga dapat diidentifikasi model MA yang terbentuk adalah MA(2) untuk orde non musiman sedangkan SMA(1)¹² untuk orde musiman 12 bulanan. Kemudian berdasarkan plot PACF, lag yang melewati batas adalah lag ke-1, lag ke-6, dan lag ke-12 sehingga dapat diidentifikasi model AR yang terbentuk adalah AR(1) untuk orde non musiman, SAR(1)⁶ untuk orde musiman 6 bulanan, dan SAR(1)¹² untuk orde musiman 12 bulanan. Maka model tentatif yang dapat diidentifikasi terdapat dua kemungkinan yaitu model ARIMA (non musiman) dan model SARIMA (musiman). Model tentatif ARIMA (non musiman) yang dapat diterapkan yaitu ARIMA(1,0,0), ARIMA(0,0,1), dan ARIMA(1,0,1) untuk model tentatif SARIMA antara lain SARIMA(1,0,0)(1,0,0)⁶, SARIMA(0,0,1)(1,0,0)⁶, SARIMA(1,0,1)(1,0,0)⁶, SARIMA(1,0,0)(1,0,0)¹², SARIMA(1,0,0)(1,0,1)¹², SARIMA(0,0,1)(1,0,1)¹², dan SARIMA(1,0,1)(1,0,1)¹². Setelah mendapatkan model tentatif ARIMA maupun SARIMA, langkah selanjutnya adalah pemilihan model terbaik yang dapat ditentukan melalui beberapa faktor yaitu dengan melihat nilai AIC terkecil dari setiap model. Faktor berikutnya adalah signifikansi parameter yang memiliki hipotesis nol (H_0) dari uji parameter adalah parameter tidak signifikan dan hipotesis alternatif (H_1) adalah parameter cukup

signifikan. Signifikansi parameter mempunyai kriteria uji yaitu tolak H_0 jika p -value $< \alpha$ (0,05). Faktor selanjutnya adalah diagnosis model yang dilakukan untuk memeriksa apakah (e_t) mengikuti proses *white noise* dengan dilakukan uji independensi residual dengan metode Ljung-Box yang memiliki hipotesis nol (H_0) model sudah cocok dan hipotesis alternatif (H_1) adalah model tidak cocok. Adapun kriteria uji dari metode Ljung-Box adalah terima (H_0) jika p -value $> \alpha$ (0,05). Jika semua syarat-syarat tersebut sudah terpenuhi maka dapat dikatakan model tersebut dapat digunakan untuk proses selanjutnya. Hasil perhitungan model tentatif ARIMA dan SARIMA dari data suhu udara (x_{1t}) beserta nilai AIC, signifikansi parameter, nilai p -value dari setiap parameter dan pemeriksaan *white noise* menggunakan metode Ljung-Box akan disajikan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Model Tentatif ARIMA dan SARIMA Kelembaban Udara (x_{3t})

Model	AIC	Signifikansi Parameter	P -value	Ljung-Box
ARIMA(1,0,0)	474.743	$\hat{\mu} = 81.93534$ $\hat{\phi}_1 = 0.52083$	$<.0001$ $<.0001$	Model tidak cocok
ARIMA(0,0,1)	479.8912	$\hat{\mu} = 81.90097$ $\hat{\theta}_1 = -0.47812$	$<.0001$ $<.0001$	Model tidak cocok
ARIMA(1,0,1)	476.6817	$\hat{\mu} = 81.93168$ $\hat{\phi}_1 = 0.48969$ $\hat{\theta}_1 = -0.04281$	$<.0001$ 0.0052 0.8307	Model tidak cocok
SARIMA(1,0,0)(1,0,0) ¹²	471.0669	$\hat{\mu} = 81.92279$ $\hat{\phi}_1 = 0.45842$ $\hat{\Phi}_1 = 0.25848$	$<.0001$ $<.0001$ 0.0158	Model tidak cocok
SARIMA(1,0,0)(1,0,1) ¹²	464.3699	$\hat{\mu} = 81.88982$ $\hat{\phi}_1 = 0.41490$ $\hat{\Phi}_1 = 0.99716$ $\hat{\Theta}_1 = 0.95225$	$<.0001$ $<.0001$ $<.0001$ $<.0001$	Model tidak cocok

Bersambung

Sambungan

Model	AIC	Signifikansi Parameter	<i>P-value</i>	Ljung-Box
SARIMA(0,0,1)(1,0,1) ¹²	468.8454	$\hat{\mu} = 81.88647$ $\hat{\Phi}_1 = 0.99704$ $\hat{\theta}_1 = -0.33779$ $\hat{\Theta}_1 = 0.94925$	<.0001 <.0001 0.0003 <.0001	Model tidak cocok
*SARIMA(1,0,1)(1,0,1) ¹²	*463.6415	$\hat{\mu} = 81.89007$ $\hat{\phi}_1 = 0.77491$ $\hat{\Phi}_1 = 0.99599$ $\hat{\theta}_1 = 0.47375$ $\hat{\Theta}_1 = 0.92936$	<.0001 <.0001 <.0001 0.0129 0.0169	Model cocok
SARIMA(1,0,1)(1,0,0) ⁶	477.5036	$\hat{\mu} = 81.93223$ $\hat{\phi}_1 = 0.46431$ $\hat{\Phi}_1 = -0.11478$ $\hat{\theta}_1 = -0.07662$	<.0001 0.0097 0.3002 0.7059	Model tidak cocok
SARIMA(1,0,0)(1,0,0) ⁶	475.6738	$\hat{\mu} = 81.93744$ $\hat{\phi}_1 = 0.52021$ $\hat{\Phi}_1 = -0.10800$	<.0001 <.0001 0.3232	Model tidak cocok
SARIMA(0,0,1)(1,0,0) ⁶	479.838	$\hat{\mu} = 81.91018$ $\hat{\Phi}_1 = -0.14874$ $\hat{\theta}_1 = -0.49169$	<.0001 <.0001 0.1680	Model tidak cocok

Tabel 4.5 menunjukkan model-model tentatif data kelembaban udara (x_{3t}) yang meliputi model ARIMA (non musiman) dan model SARIMA (musiman) dan dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk data kelembaban udara (x_{3t}) adalah model SARIMA(1,0,1)(1,0,1)¹² dengan konstanta karena memiliki AIC terkecil dibandingkan model lainnya yaitu 463.6415. Pada tahap signifikansi untuk semua parameter terlihat nilai *p-value* < 0,05 sehingga tolak H_0 yang artinya parameter AR(1), SAR(1)⁶, MA(1) dan SMA(1)⁶ signifikan. Kemudian hasil *p-value* pada tahap pemeriksaan *white noise* dengan metode Ljung-Box menunjukkan semua nilai *p-value* > 0,05 sehingga terima H_0 maka dapat disimpulkan model SARIMA(1,0,1)(1,0,1)¹² pada data kelembaban udara (x_{3t}) sudah cocok (**Lampiran 4.3**).

*dipilih model terbaik SARIMA (1,0,1)(1,0,1)¹² karena memiliki nilai AIC yang paling kecil

Dengan demikian, persamaan model SARIMA (1,0,1)(1,0,1)¹² data kelembaban udara (x_{3t}) adalah :

$$(1 - \phi_1 B)(1 - \Phi_1 B^{12})Z_t = \mu + (1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^{12})e_t$$

$$(1 - \Phi_1 B^{12} - \phi_1 B + \phi_1 B \Phi_1 B^{12})Z_t = \mu + (1 - \Theta_1 B^{12} - \theta_1 B + \theta_1 B \Theta_1 B^{12})e_t$$

$$(1 - \phi_1 B - \Phi_1 B^{12} + \phi_1 \Phi_1 B^{13})Z_t = \mu + (1 - \theta_1 B - \Theta_1 B^{12} + \theta_1 \Theta_1 B^{13})e_t$$

$$Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \Phi_1 Z_{t-12} + \phi_1 \Phi_1 Z_{t-13} = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \Theta_1 e_{t-12} + \theta_1 \Theta_1 e_{t-13}$$

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \Phi_1 Z_{t-12} - \phi_1 \Phi_1 Z_{t-13} - \theta_1 e_{t-1} - \Theta_1 e_{t-12} + \theta_1 \Theta_1 e_{t-13} + e_t$$

$$Z_t = 81.89007 + 0.77491Z_{t-1} + 0.99599Z_{t-12} - 0.77180Z_{t-13} - 0.47375e_{t-1} \\ - 0.92936e_{t-12} + 0.44028e_{t-13} + e_t$$

4.3 Pemutihan Deret *Input* dan Deret *Output*

Setelah diperoleh model SARIMA terbaik untuk masing-masing deret *input*, selanjutnya pemutihan deret *input* dan *output*. Pada penelitian ini ada tiga deret *input* yang masing-masing akan dilakukan pemutihan. Berikut merupakan penjabaran proses pemutihan untuk masing-masing deret *input* dan *output* (Lampiran 5):

a. Pemutihan Deret *Input* Suhu Udara (x_{1t}) dan Deret *Output* (y_t)

Model yang digunakan untuk deret *input* suhu udara adalah SARIMA (1,0,0)(1,0,1)⁶ dengan estimasi parameter yang disajikan pada Tabel 4.6 :

Tabel 4.6 Estimasi Parameter Data Suhu Udara (x_{1t})

Model	Estimasi Parameter	P-value
SARIMA(1,0,0)(1,0,1) ⁶	$\hat{\mu} = 27.78510$	<.0001
	$\hat{\phi}_1 = 0.33162$	0.0005
	$\hat{\Phi}_1 = -0.99925$	<.0001
	$\hat{\Theta}_1 = -0.97096$	<.0001

Berdasarkan Tabel 4.6, persamaan pemutihan deret *input* untuk data suhu udara dapat ditulis sebagai :

$$(1 - \phi_1 B)(1 - \Phi_1 B^6)x_{1t} = \mu + (1 - \Theta_1 B^6)\alpha_{1t}$$

$$\alpha_{1t} = \mu - x_{1t} - \phi_1 x_{1t-1} - \Phi_1 x_{1t-6} + \phi_1 \Phi_1 x_{1t-7} + \Theta_1 \alpha_{1t-6}$$

$$\alpha_{1t} = 27.78510 - x_{1t} - 0.33162x_{1t-1} + 0.99925x_{1t-6} - 0.33137x_{1t-7} - 0.97096\alpha_{1t-6}$$

Maka persamaan untuk pemutihan deret *output* (y_{1t}) untuk data suhu udara adalah :

$$\beta_{1t} = 27.78510 - y_{1t} - 0.33162y_{1t-1} + 0.99925y_{1t-6} - 0.33137y_{1t-7} - 0.97096\beta_{1t-6}$$

b. Pemutihan Deret *Input* Kecepatan Angin (x_{2t}) dan Deret *Output* (y_t)

Model yang digunakan untuk deret *input* kecepatan angin adalah SARIMA (1,0,0)(1,0,0)⁶ dengan estimasi parameter yang disajikan pada Tabel 4.7 :

Tabel 4.7 Estimasi Parameter Data Kecepatan Angin (x_{2t})

Model	Estimasi Parameter	P-value
SARIMA(1,0,0)(1,0,0) ⁶	$\hat{\mu} = 1.47247$ $\hat{\phi}_1 = 0.78481$ $\hat{\Phi}_1 = 0.24327$	<.0001 <.0001 0.0200

Berdasarkan Tabel 4.7, persamaan pemutihan deret *input* untuk data kecepatan angin dapat ditulis sebagai :

$$(1 - \phi_1 B)(1 - \Phi_1 B^6)x_{2t} = \mu + \alpha_{2t}$$

$$\alpha_{2t} = \mu - x_{2t} - \phi_1 x_{2t-1} - \Phi_1 x_{2t-6} + \phi_1 \Phi_1 x_{2t-7}$$

$$\alpha_{2t} = 1.47247 - x_{2t} - 0.78481x_{2t-1} - 0.24327x_{2t-6} + 0.19092x_{2t-7}$$

Maka, persamaan untuk pemutihan deret *output* (y_{2t}) untuk data kecepatan angin adalah :

$$\beta_{2t} = 1.47247 - y_{2t} - 0.78481y_{2t-1} - 0.24327y_{2t-6} + 0.19092y_{2t-7}$$

c. Pemutihan Deret *Input* Kelembaban Udara (x_{3t}) dan Deret *Output* (y_t)

Model yang digunakan untuk deret *input* kelembaban udara adalah SARIMA (1,0,1)(1,0,1)¹² dengan estimasi parameter yang disajikan pada Tabel 4.8 :

Tabel 4.8 Estimasi Parameter Data Kelembaban Udara (x_{3t})

Model	Estimasi Parameter	P-value
SARIMA(1,0,1)(1,0,1) ¹²	$\hat{\mu} = 81.89007$	<.0001
	$\hat{\phi}_1 = 0.77491$	<.0001
	$\hat{\Phi}_1 = 0.99599$	<.0001
	$\hat{\theta}_1 = 0.92936$	0.0129
	$\hat{\Theta}_1 = 0.47375$	0.0169

Berdasarkan Tabel 4.8, persamaan pemutihan deret *input* untuk data kelembaban udara dapat ditulis sebagai :

$$(1 - \phi_1 B)(1 - \Phi_1 B^{12})x_{3t} = \mu + (1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^{12})\alpha_{3t}$$

$$\alpha_{3t} = \mu - x_{3t} - \phi_1 x_{3t-1} - \Phi_1 x_{3t-12} + \phi_1 \Phi_1 x_{3t-13} + \theta_1 \alpha_{3t-1} + \Theta_1 \alpha_{3t-12} + \theta_1 \Theta_1 \alpha_{3t-13}$$

Maka persamaan pemutihan deret *input* untuk data kelembaban udara adalah :

$$\alpha_{3t} = 81.89007 - x_{3t} - 0.77491x_{3t-1} - 0.99599x_{3t-12} + 0.77180x_{3t-13} + 0.47375\alpha_{3t-1} + 0.92936\alpha_{3t-12} + 0.44028\alpha_{3t-13}$$

Persamaan untuk pemutihan deret *output* (y_{3t}) sebagai berikut:

$$\beta_{3t} = 81.89007 - y_{3t} - 0.77491y_{3t-1} - 0.99599y_{3t-12} + 0.77180y_{3t-13} + 0.47375\beta_{3t-1} + 0.92936\beta_{3t-12} + 0.44028\beta_{3t-13}$$

4.4 Perhitungan Korelasi Silang (CCF) dari Deret *Input* dan *Ouput* yang Telah Diputihkan

Perhitungan korelasi silang dilakukan pada masing-masing deret *input* dan *output* yang telah diputihkan tujuannya adalah untuk mengetahui ada atau tidaknya hubungan dari waktu ke waktu yang mempengaruhi pada deret tersebut. Hasil dari perhitungan korelasi silang berguna untuk penetapan orde (b,s,r) model fungsi transfer pada tahap selanjutnya. Plot korelasi silang (CCF) terdapat pada (**Lampiran 6**). Perhitungan korelasi silang (CCF) dari deret *input* dan *ouput* yang telah diputihkan disajikan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.9 Perhitungan Korelasi Silang Deret *Input* dan *Output* yang Telah
Diputihkan

Lag	Variabel		
	α_{1t}, β_{1t}	α_{2t}, β_{2t}	α_{3t}, β_{3t}
0	-0,57711	-0,18128	0,9999999
1	-0,63527	-0,12482	0,838432
2	-0,58082	0,005243	0,702502
3	-0,54509	0,068084	0,588114
4	-0,17739	-0,03025	0,491826
5	0,076373	-0,10261	0,410744
6	0,562144	-0,09826	0,342431
7	0,62432	-0,06161	0,284843
8	0,584272	-0,01987	0,236256
9	0,567981	0,02597	0,195225
10	0,212537	0,030256	0,160535
11	-0,04798	-0,05457	0,131167
12	-0,53765	-0,17842	0,106266
13	-0,60279	-0,20983	0,085118
14	-0,57686	-0,1432	0,067121
15	-0,57709	-0,0286	0,051773
16	-0,24389	-0,00616	0,038652
17	0,019582	-0,05334	0,027404
18	0,504814	-0,08932	0,017732
19	0,571035	-0,04139	0,009385

Tabel 4.6 menunjukkan perhitungan korelasi silang dari deret *input* dan *ouput* yang telah diputihkan yang berguna untuk menentukan bobot repon *impuls*.

4.5 Penetapan Orde (b,r,s) Model Fungsi Transfer dari Grafik Respon

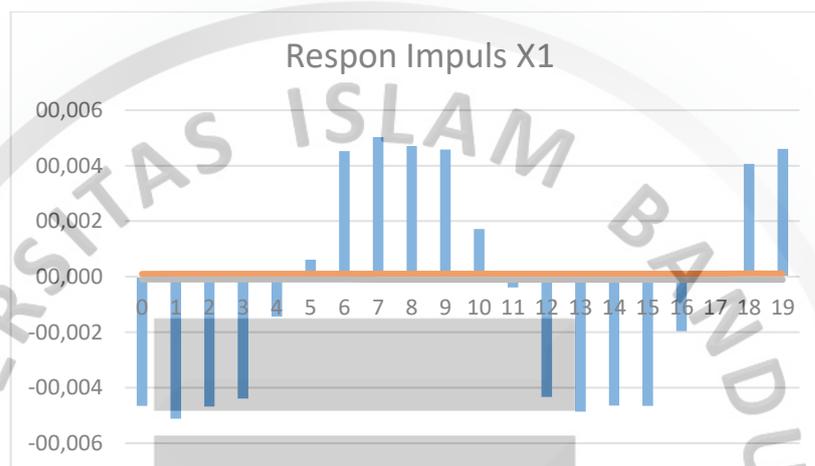
Impuls (v_k)

Setelah mendapatkan hasil korelasi silang, selanjutnya menghitung bobot respon *impuls* yang diperoleh mulai dari $k = 0, 1, 2, \dots, 19$ (**Lampiran 7**). Rumus untuk

menghitung bobot respon *impuls* dapat dilihat pada persamaan (2.42). Langkah awal mendapatkan pemodelan fungsi transfer adalah menentukan dugaan orde (b,s,r) pada masing-masing deret *input* yang dapat dilihat pada grafik berikut :

a. Respon *Impuls* Suhu Udara (x_{1t})

Berikut ini grafik respon impuls dari *input* suhu udara (x_{1t}) :



Gambar 4.16 Grafik Respon *Impuls* Suhu Udara (x_{1t})

Respon *impuls* deret *input* suhu udara (x_{1t}) terhadap deret *output* melewati batas atas dan batas bawah mulai *lag* ke-0 yang artinya orde $b = 0$. Bobot yang signifikan pada nilai positif dan negatif menunjukkan bahwa pola bobot membentuk pola *cosinus* yang artinya orde $r = 2$. Kemudian karena nilai bobot *lag* ke-0 lebih tinggi daripada *lag* setelahnya maka orde $s = 0$. Oleh karena itu, model fungsi transfer yang dapat digunakan untuk data deret *input* suhu udara (x_{1t}) adalah $(b=0,s=0,r=0)$, $(b=0,s=0,r=1)$ dan $(b=0,s=0,r=2)$. Hasil estimasi parameter model fungsi transfer yang dapat diterapkan untuk deret *input* suhu udara (x_{1t}) disajikan pada Tabel 4.10.

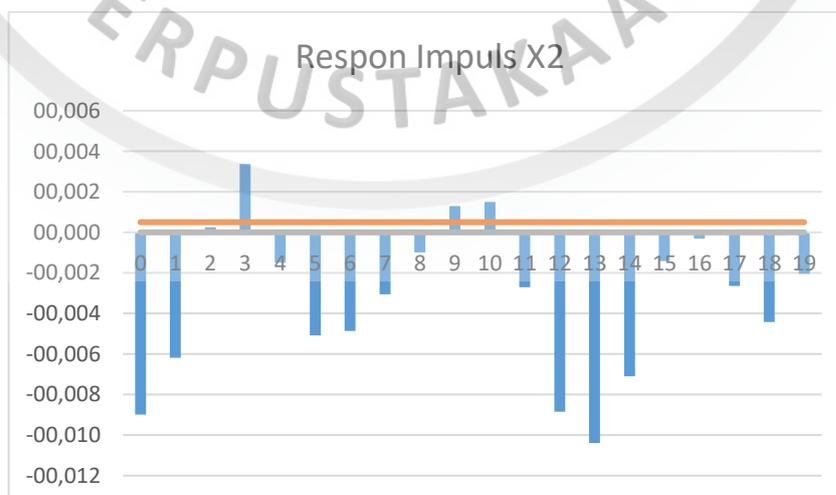
Tabel 4.10 Model Tentatif Fungsi Transfer Deret *Input* Suhu Udara (x_{1t})

Model	Parameter	P-value	AIC	Ljung-Box
(b = 0 ,r = 0 ,s = 0)	ω_0	<0.0001	894.8515	Model cocok
(b = 0 ,r = 1 ,s = 0)	$\frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 B)}$	<0.0001	892.6855	Model cocok
		<0.0001		
(b = 0 ,r = 2 ,s = 0)	$\frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 B - \delta_1 B^2)}$	0.8410	1055.953	Model tidak cocok
		0.4905		
		0.7027		

Berdasarkan Tabel 4.7, dapat diketahui dari ketiga kriteria model yaitu signifikansi parameter, nilai AIC dan asumsi *white noise*, diseleksi model paling cocok untuk memenuhi kriteria tersebut adalah model fungsi transfer orde (b = 0 ,r = 1 ,s = 0) paling cocok digunakan untuk deret *input* suhu udara (x_{1t}).

b. Respon *Impuls* Kecepatan Angin (x_{2t})

Grafik respon *impuls* dari *input* kecepatan angin (x_{2t}) disajikan pada Gambar 4.17.

**Gambar 4.17** Grafik Respon Impuls Kecepatan Angin (x_{2t})

Pada Gambar 4.7, grafik respon *impuls* deret *input* kecepatan angin (x_{2t}) terhadap deret *output* melewati batas bawah mulai *lag* ke-0 yang artinya orde $b = 0$. Bobot yang signifikan pada nilai positif dan negatif menunjukkan bahwa pola bobot membentuk pola cosinus yang artinya orde $r = 2$. Kemudian karena nilai bobot *lag* ke-0 lebih rendah daripada *lag* setelahnya maka orde $s = 1$. Oleh karena itu, model fungsi transfer yang dapat digunakan untuk data deret *input* kecepatan angin (x_{2t}) adalah $(b=0,r=0,s=0)$, $(b=0,r=0,s=1)$, $(b=0,r=1,s=0)$, $(b=0,r=1,s=1)$, $(b=0,r=2,s=0)$, dan $(b=0,r=2,s=1)$.

Tabel 4.11 Model Tentatif Fungsi Transfer Deret *Input* Kecepatan Angin (x_{2t})

Model	Parameter	<i>p</i> -value	AIC	Ljung-Box
$(b = 0, r = 0, s = 0)$	ω_0	<.0001	941.3785	Model tidak cocok
$(b = 0, r = 0, s = 1)$	$\omega_0 - \omega_1 B$	0.9817 0.0034	926.143	Model tidak cocok
$(b = 0, r = 1, s = 0)$	$\frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 B)}$	0.9674 0.0721	1071.788	Model tidak cocok
$(b = 0, r = 1, s = 1)$	$\frac{\omega_0 - \omega_1 B}{(1 - \delta_1 B)}$	0.0473 0.0496 <.0001	881.2227	Model cocok
$(b = 0, r = 2, s = 0)$	$\frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 B - \delta_1 B^2)}$	0.9563 0.9614 0.3744	1063.448	Model tidak cocok
$(b = 0, r = 2, s = 1)$	$\frac{\omega_0 - \omega_1 B}{(1 - \delta_1 B - \delta_1 B^2)}$	0.7500 0.8306 0.8119 0.9883	1102.268	Model tidak cocok

Hasil estimasi parameter model fungsi transfer yang dapat diterapkan untuk deret *input* kecepatan angin (x_{2t}) disajikan pada Tabel 4.11. Berdasarkan Tabel 4.11 dapat diketahui dari ketiga kriteria model yaitu signifikansi parameter, nilai AIC dan asumsi *white noise*, diseleksi model paling banyak memenuhi kriteria tersebut adalah model fungsi transfer orde ($b = 0, r = 1, s = 1$) paling cocok digunakan.

c. Respon Impuls Kelembaban Udara (x_{3t})

Grafik respon impuls dari *input* kelembaban udara (x_{1t}) disajikan pada Gambar 4.18.



Gambar 4.18 Grafik Respon Impuls Kelembaban Udara (x_{3t})

Respon *impuls* deret *input* kelembaban udara (x_{3t}) terhadap deret *output* melewati batas atas mulai *lag* ke-0 yang artinya orde $b = 0$. Bobot menunjukkan bahwa pola bobot membentuk pola eksponensial yang artinya orde $r = 1$. Kemudian karena nilai bobot *lag* ke-0 lebih tinggi daripada *lag* setelahnya maka orde $s = 0$. Model tersebut dapat dipastikan sudah cocok karena merujuk pada Tabel 2.3 yang mempunyai pola sesuai dengan grafik respon *impuls* pada Gambar 4.18. Hasil estimasi parameter model fungsi transfer untuk data deret *input* kelembaban udara (x_{3t}) dengan orde ($b=0, r=1, s=0$) disajikan pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Model Fungsi Transfer Deret *Input* Kelembaban Udara (x_{3t})

Model	Parameter	<i>P-value</i>	AIC	Ljung-Box
(b = 0 ,r = 1 ,s = 0)	ω_0	<0.0001	868.7616	Model cocok
	$\frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 B)}$	<0.0001		

Dari Tabel 4.12 model fungsi transfer dengan orde (b = 0 ,r = 1 ,s = 0) dapat dikatakan sudah memenuhi ketiga kriteria model yaitu signifikansi parameter, nilai AIC dan asumsi *white noise*.

4.6 Penetapan Deret *Noise* Gabungan (n_t)

Berdasarkan identifikasi model fungsi transfer pada subbab 5.5, kemudian dilakukan estimasi parameter model fungsi transfer secara bersamaan untuk memperoleh deret *noise* gabungan (n_t) dari deret *input* suhu udara (x_{1t}) (b = 0 ,r = 1 ,s = 0) , kecepatan angin (x_{2t}) (b = 0 ,r = 1 ,s = 1) dan kelembaban udara (x_{3t}) (b=0, r=1, s=0) terhadap deret *input* curah hujan (y_t). Hasil estimasi parameter fungsi transfer untuk menentukan deret *noise* gabungan disajikan pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13 Model Fungsi Transfer *Input* Ganda Untuk Menentukan Deret *Noise* Gabungan (n_t)

Variabel <i>Input</i>	Estimasi Parameter	<i>P</i> -value	AIC	Ljung-Box
Suhu Udara (x_{1t})	$\omega_0 = -7.44334$	0.0418	847.7475	Model Cocok
	$\delta_1 = -0.37692$	0.0412		
Kecepatan Angin (x_{2t})	$\omega_0 = -13.87014$	0.0275		
	$\omega_1 = -5.72332$	0.0333		
	$\delta_1 = -0.55248$	0.0455		
Kelembaban Udara (x_{3t})	$\omega_0 = 3.57693$	0.0040		
	$\delta_1 = -0.33223$	0.0465		

Berdasarkan hasil estimasi model fungsi transfer *input* ganda pada Tabel 4.13, maka didapatkan persamaan untuk mendapatkan deret *noise* gabungan (n_t) yaitu :

$$y_t = \left(\frac{\omega_0}{1 - \delta_1 B} \right) x_{1t} + \left(\frac{\omega_0 - \omega_1 B}{1 - \delta_1 B} \right) x_{2t} + \left(\frac{\omega_0}{1 - \delta_1 B} \right) x_{3t} + n_t$$

$$y_t = \left(\frac{-7.44334}{1 + 0.37692B} \right) x_{1t} + \left(\frac{-13.87014 + 5.72332B}{1 + 0.55248B} \right) x_{2t} + \left(\frac{3.57693}{1 + 0.33223B} \right) x_{3t} + n_t$$

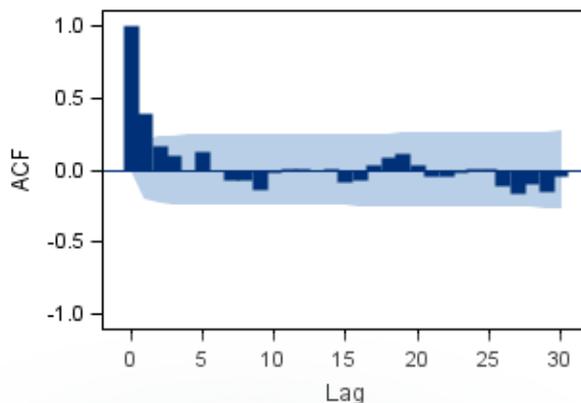
Sehingga untuk memperoleh deret *noise* gabungan (n_t) adalah sebagai berikut :

$$n_t = y_t - \left(\frac{\omega_0}{1 - \delta_1 B} \right) x_{1t} - \left(\frac{\omega_0 - \omega_1 B}{1 - \delta_1 B} \right) x_{2t} - \left(\frac{\omega_0}{1 - \delta_1 B} \right) x_{3t}$$

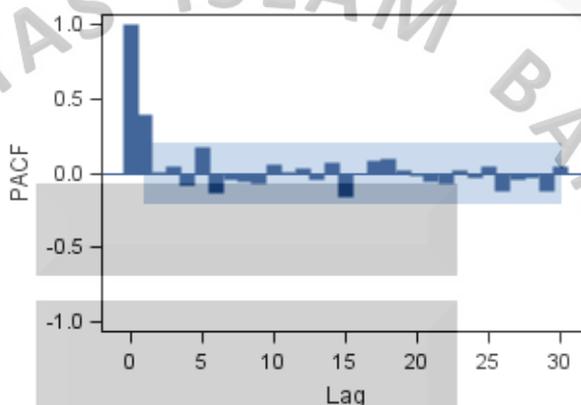
$$n_t = y_t - \left(\frac{-7.44334}{1 + 0.37692B} \right) x_{1t} - \left(\frac{-13.87014 + 5.72332B}{1 + 0.55248B} \right) x_{2t} - \left(\frac{3.57693}{1 + 0.33223B} \right) x_{3t}$$

4.6.1 Estimasi Parameter Model Deret *Noise* Gabungan (n_t)

Plot ACF dan PACF dari deret *noise* gabungan akan disajikan pada Gambar 4.19 dan 4.20.



Gambar 4.19 Plot ACF deret $noise (n_t)$



Gambar 4.20 Plot PACF deret $noise (n_t)$

Berdasarkan *plot* ACF pada Gambar 4.19, *lag* yang melewati batas adalah *lag* ke-1 dan *lag* ke-2 maka dapat diperoleh orde MA(2) sebagai orde non musiman. Kemudian berdasarkan nilai PACF, *lag* yang melewati batas adalah *lag* ke-1 dan *lag* ke-2 maka dapat diperoleh orde AR(2) sebagai orde non musiman. Dengan demikian model tentatif dari deret *noise* yaitu model ARIMA(1,0,0), ARIMA(0,0,1), ARIMA(1,0,1), ARIMA(2,0,0), ARIMA(0,0,2), ARIMA(1,0,2), ARIMA(2,0,1), dan ARIMA(2,0,2). Model tentatif ARIMA dari deret *noise* disajikan pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14 Model Tentatif ARIMA Deret *Noise* Gabungan (n_t)

Model	AIC	<i>P-value</i>	Ljung-Box
ARIMA(1,0,0)	820.1133	0.0017 <.0001	Model Cocok
ARIMA(0,0,1)	821.1179	0.9947 <.0001	Model Cocok
ARIMA(1,0,1)	822.062	0.9924 0.1313 0.7888	Model Cocok
ARIMA(2,0,0)	822.0768	0.9921 <.0001 0.8512	Model Cocok
ARIMA(0,0,2)	822.7313	0.9951 <.0001 0.4933	Model Cocok
ARIMA(1,0,2)	823.6926	0.9974 0.2201 0.7022 0.5751	Model Cocok
ARIMA(2,0,1)	824.1107	0.9923 0.9438 0.9677 0.9669	Model Cocok
ARIMA(2,0,2)	824.6261	0.9901 0.9851 0.2462 0.5822 0.5853	Model Cocok

Berdasarkan Tabel 4.14, dapat diketahui dari ketiga kriteria model yaitu signifikansi parameter, nilai AIC yang paling kecil dan asumsi *white noise*, diseleksi model yang memenuhi kriteria dan paling cocok adalah model ARIMA (1,0,0).

4.7 Estimasi Akhir Parameter Model Fungsi Transfer *Input* Ganda

Berdasarkan identifikasi model fungsi transfer orde (b, r, s) pada masing-masing variabel *input* dan identifikasi model SARIMA untuk deret *noise* gabungan (n_t) di atas, kemudian di estimasi parameter model fungsi transfer *input* ganda dari deret *input* suhu udara (x_{1t}) (b = 0 ,r = 1 ,s = 0), kecepatan angin (x_{2t}) (b = 0 ,r = 1 ,s = 1) dan kelembaban udara (x_{3t}) (b=0, r=1, s=0) dan *noise* gabungan ARIMA(1,0,0) terhadap deret *output* curah hujan (y_t) :

Tabel 4.15 Model Akhir Fungsi Transfer *Input* Ganda

Variabel <i>Input</i>	Estimasi Parameter	Std. Error	<i>t-value</i>	<i>P-value</i>
ARIMA(1,0,0)	$\hat{\mu} = -264.89370$	4009.8	-0.07	0.0473
	$\hat{\phi}_1 = -0.0032255$	0.36020	-0.01	0.0429
Suhu Udara (x_{1t})	$\omega_{10} = -8.30827$	110.43438	-0.08	0.0400
	$\delta_{11} = -0.24637$	13.38466	-0.02	0.0453
Kecepatan Angin (x_{2t})	$\omega_{20} = -13.71779$	78.18243	-0.18	0.0307
	$\omega_{21} = 13.74965$	151.36095	0.09	0.0426
	$\delta_{21} = -1.00000$	10.49133	-0.10	0.0441
Kelembaban Udara (x_{3t})	$\omega_{30} = 4.11733$	21.68035	0.19	0.0394
	$\delta_{31} = -0.16168$	5.24143	-0.03	0.0454

Berdasarkan hasil estimasi model fungsi transfer *input* ganda pada Tabel 4.15, maka didapatkan persamaan model akhir fungsi transfer *input* ganda yaitu :

$$y_t - \mu = \left(\frac{\omega_{10}}{1 - \delta_{11}B} \right) x_{1t} + \left(\frac{\omega_{20} - \omega_{21}B}{1 - \delta_{21}B} \right) x_{2t} + \left(\frac{\omega_{30}}{1 - \delta_{31}B} \right) x_{3t} + (1 - \phi_1 B) a_t$$

$$y_t = \mu + \left(\frac{\omega_{10}}{1 - \delta_{11}B} \right) x_{1t} + \left(\frac{\omega_{20} - \omega_{21}B}{1 - \delta_{21}B} \right) x_{2t} + \left(\frac{\omega_{30}}{1 - \delta_{31}B} \right) x_{3t} + (1 - \phi_1 B) a_t$$

$$y_t = (-264.89370) + \left(\frac{-8.30827}{1 + 0.24637B} \right) x_{1t} + \left(\frac{-13.71779 - 13.74965B}{1 + 1.00000B} \right) x_{2t} + \left(\frac{4.11733}{1 + 0.16168B} \right) x_{3t} + a_t$$

$$+ 0.0032255a_{t-1}$$

$$\hat{y}_t = (-264.89370) + \left(\frac{-8.30827}{1 + 0.24637B} \right) x_{1t} + \left(\frac{-13.71779 - 13.74965B}{1 + 1.00000B} \right) x_{2t} + \left(\frac{4.11733}{1 + 0.16168B} \right) x_{3t}$$

$$+ 0.0032255a_{t-1}$$

Model diatas dapat diuraikan menjadi sebagai berikut :

$$y_t = \mu + \left(\frac{\omega_{10}}{1 - \delta_{11}B} \right) \left(\frac{1 - \phi_1 B}{1 - \phi_1 B} \right) x_{1t} + \left(\frac{\omega_{20} - \omega_{21}B}{1 - \delta_{21}B} \right) \left(\frac{1 - \phi_1 B}{1 - \phi_1 B} \right) x_{2t} + \left(\frac{\omega_{30}}{1 - \delta_{31}B} \right) \left(\frac{1 - \phi_1 B}{1 - \phi_1 B} \right) x_{3t}$$

$$+ \left(\frac{1 - \phi_1 B}{1 - \phi_1 B} \right) \left(\frac{1 - \delta_{11}B}{1 - \delta_{11}B} \right) \left(\frac{1 - \delta_{21}B}{1 - \delta_{21}B} \right) \left(\frac{1 - \delta_{31}B}{1 - \delta_{31}B} \right) a_t$$

$$y_t = \mu + \frac{(\omega_{10})(1 - \phi_1 B)x_{1t} + (\omega_{20} - \omega_{21}B)(1 - \phi_1 B)x_{2t} + (\omega_{30})(1 - \phi_1 B)x_{3t} + (1 - \phi_1 B)a_t}{(1 - \delta_{11}B)(1 - \delta_{21}B)(1 - \delta_{31}B)(1 - \phi_1 B)} a_t$$

$$\begin{aligned} & (1 - \delta_{11}B)(1 - \delta_{21}B)(1 - \delta_{31}B)(1 - \phi_1 B)y_t \\ &= \mu + (\omega_{10})(1 - \phi_1 B)x_{1t} + (\omega_{20} - \omega_{21}B)(1 - \phi_1 B)x_{2t} + (\omega_{30})(1 - \phi_1 B)x_{3t} \\ &+ (1 - \phi_1 B)a_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & (1 - \delta_{11}B - \delta_{21}B + \delta_{11}\delta_{21}B^2)(1 - \delta_{31}B)(1 - \phi_1 B)y_t \\ &= \mu + (\omega_{10})(1 - \phi_1 B)x_{1t} + (\omega_{20} - \omega_{21}B)(1 - \phi_1 B)x_{2t} + (\omega_{30})(1 - \phi_1 B)x_{3t} \\ &+ (1 - \phi_1 B)a_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & (1 - \delta_{11}B - \delta_{21}B - \delta_{31}B + \delta_{11}\delta_{21}B^2 + \delta_{11}\delta_{31}B^2 + \delta_{21}\delta_{31}B^2 - \delta_{11}\delta_{21}\delta_{31}B^3)(1 - \phi_1 B)y_t \\ &= \mu + (\omega_{10})(1 - \phi_1 B)x_{1t} + (\omega_{20} - \omega_{21}B)(1 - \phi_1 B)x_{2t} + (\omega_{30})(1 - \phi_1 B)x_{3t} \\ &+ (1 - \phi_1 B)a_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & (1 - \phi_1 B - \delta_{11}B - \delta_{21}B - \delta_{31}B + \delta_{11}\delta_{21}B^2 + \delta_{11}\delta_{31}B^2 + \delta_{21}\delta_{31}B^2 + \delta_{11}\phi_1 B^2 + \delta_{21}\phi_1 B^2 + \delta_{31}\phi_1 B^2 \\ & - \delta_{11}\delta_{21}\delta_{31}B^3 - \delta_{11}\delta_{21}\phi_1 B^3 - \delta_{11}\delta_{31}\phi_1 B^3 - \delta_{21}\delta_{31}\phi_1 B^3 + \delta_{11}\delta_{21}\delta_{31}\phi_1 B^4)y_t \\ &= \mu + (\omega_{10} - \omega_{10}\phi_1 B)x_{1t} + (\omega_{20} - \omega_{21}B + \omega_{20}\phi_1 B + \omega_{21}\phi_1 B^2)x_{2t} \\ &+ (\omega_{30} - \omega_{30}\phi_1 B)x_{3t} + (1 - \phi_1 B)a_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & y_t - \phi_1 y_{t-1} - \delta_{11}y_{t-1} - \delta_{21}y_{t-1} - \delta_{31}y_{t-1} + \delta_{11}\delta_{21}y_{t-2} + \delta_{11}\delta_{31}y_{t-2} + \delta_{21}\delta_{31}y_{t-2} + \delta_{11}\phi_1 y_{t-2} \\ & + \delta_{21}\phi_1 y_{t-2} + \delta_{31}\phi_1 y_{t-2} - \delta_{11}\delta_{21}\delta_{31}y_{t-3} - \delta_{11}\delta_{21}\phi_1 y_{t-3} - \delta_{11}\delta_{31}\phi_1 y_{t-3} \\ & - \delta_{21}\delta_{31}\phi_1 y_{t-3} + \delta_{11}\delta_{21}\delta_{31}\phi_1 y_{t-3} \\ &= \mu + \omega_{10}x_{1t} - \omega_{10}\phi_1 x_{1t-1} + \omega_{20}x_{2t} - \omega_{21}x_{2t-1} + \omega_{20}\phi_1 x_{2t-1} + \omega_{21}\phi_1 x_{2t-2} \\ &+ \omega_{30}x_{3t} - \omega_{30}\phi_1 x_{3t-1} + a_t - \phi_1 a_{t-1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & y_t = \mu + \omega_{10}x_{1t} - \omega_{10}\phi_1 x_{1t-1} + \omega_{20}x_{2t} - \omega_{21}x_{2t-1} + \omega_{20}\phi_1 x_{2t-1} + \omega_{21}\phi_1 x_{2t-2} + \omega_{30}x_{3t} \\ & - \omega_{30}\phi_1 x_{3t-1} + a_t + \phi_1 a_{t-1} + \phi_1 y_{t-1} + \delta_{11}y_{t-1} + \delta_{21}y_{t-1} + \delta_{31}y_{t-1} \\ & - \delta_{11}\delta_{21}y_{t-2} - \delta_{11}\delta_{31}y_{t-2} - \delta_{21}\delta_{31}y_{t-2} - \delta_{11}\phi_1 y_{t-2} - \delta_{21}\phi_1 y_{t-2} - \delta_{31}\phi_1 y_{t-2} \\ & + \delta_{11}\delta_{21}\delta_{31}y_{t-3} + \delta_{11}\delta_{21}\phi_1 y_{t-3} + \delta_{11}\delta_{31}\phi_1 y_{t-3} + \delta_{21}\delta_{31}\phi_1 y_{t-3} \\ & - \delta_{11}\delta_{21}\delta_{31}\phi_1 y_{t-3} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \hat{y}_t = \mu + \omega_{10}x_{1t} - \omega_{10}\phi_1 x_{1t-1} + \omega_{20}x_{2t} - \omega_{21}x_{2t-1} + \omega_{20}\phi_1 x_{2t-1} + \omega_{21}\phi_1 x_{2t-2} + \omega_{30}x_{3t} \\ & - \omega_{30}\phi_1 x_{3t-1} + \phi_1 a_{t-1} + \phi_1 y_{t-1} + \delta_{11}y_{t-1} + \delta_{21}y_{t-1} + \delta_{31}y_{t-1} \\ & - \delta_{11}\delta_{21}y_{t-2} - \delta_{11}\delta_{31}y_{t-2} - \delta_{21}\delta_{31}y_{t-2} - \delta_{11}\phi_1 y_{t-2} - \delta_{21}\phi_1 y_{t-2} - \delta_{31}\phi_1 y_{t-2} \\ & + \delta_{11}\delta_{21}\delta_{31}y_{t-3} + \delta_{11}\delta_{21}\phi_1 y_{t-3} + \delta_{11}\delta_{31}\phi_1 y_{t-3} + \delta_{21}\delta_{31}\phi_1 y_{t-3} \\ & - \delta_{11}\delta_{21}\delta_{31}\phi_1 y_{t-3} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\hat{y}_t = & (-264.89370) + (-8.30827)x_{1t} - 0.02679x_{1t-1} + 4.11733x_{2t} - 13.74965x_{2t-1} \\
& + (-0.01328)x_{2t-1} + (-0.04435)x_{2t-2} + 4.11733x_{3t} - (-0.01328)x_{3t-1} \\
& + (-0.0032255)a_{t-1} + (-0.0032255)y_{t-1} + (-0.24637)y_{t-1} + (-1.00)y_{t-1} \\
& + (-0.16168)y_{t-1} - 0.24632y_{t-2} - 0.03982y_{t-2} - 0.16168y_{t-2} \\
& - 0.0007947y_{t-2} - 0.0032255y_{t-2} - 0.0005215y_{t-2} + (-0.03983)y_{t-3} \\
& + (-0.0007947)y_{t-3} + (-0.000128)y_{t-3} + (-0.0005215)y_{t-3} \\
& - 0.00012848y_{t-3}
\end{aligned}$$

4.8 Pemeriksaan Diagnosis Model Akhir Fungsi Transfer *Input* Ganda

a. Pemeriksaan Autokorelasi Residual (a_t)

Pemeriksaan autokorelasi residual menghasilkan nilai *chi-square* untuk semua *lag* signifikan, atau dapat juga dilihat dengan *p-value* > 0.05 sehingga model fungsi transfer sudah baik untuk digunakan atau tidak terdapat autokorelasi pada residual (a_t). Pemeriksaan autokorelasi residual menggunakan Ljung-Box disajikan pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Pemeriksaan Autokorelasi Residual (a_t)

Uji <i>Ljung-Box</i>			
Lag	Chi Square	df	<i>P-value</i>
6	2.72	5	0.7430
12	5.26	11	0.9179
18	7.73	17	0.9719
24	8.71	23	0.9968

Pada Tabel 4.16 dapat diidentifikasi nilai *chi-square* untuk semua *lag* signifikan, atau dapat juga dilihat melalui *p-value* > 0.05 sehingga model fungsi transfer sudah baik untuk digunakan atau tidak ada korelasi pada residual (a_t).

b. Pemeriksaan Korelasi Silang Residual (a_t vs a_{it})

Pengujian korelasi silang deret residual dengan deret *input* untuk masing-masing model fungsi transfer disajikan pada Tabel 4.17, 4.18, dan 4.19. Pengujian korelasi

silang menghasilkan nilai *chi-square* untuk semua *lag* signifikan, atau dapat juga dilihat dengan *p-value* > 0.05 sehingga model akhir fungsi transfer *input* ganda sudah baik untuk digunakan.

Tabel 4.17 Pemeriksaan Korelasi Silang Residual (a_t vs α_{1t})

Crosscorrelation Check of Residuals with Input X1										
To	Chi-	Pr >	-----Crosscorrelations-----							
Lag	Square	DF	ChiSq							
5	2.19	5	0.8225	0.034	0.056	0.068	0.066	0.076	0.063	
11	3.14	11	0.9888	0.047	0.045	0.037	0.048	0.033	0.031	
17	4.32	17	0.9991	0.049	0.036	0.033	0.045	0.042	0.062	
23	6.25	23	0.9998	0.051	0.050	0.061	0.067	0.064	0.056	

Tabel 4.18 Pemeriksaan Korelasi Silang Residual (a_t vs α_{2t})

Crosscorrelation Check of Residuals with Input X2										
To	Chi-	Pr >	-----Crosscorrelations-----							
Lag	Square	DF	ChiSq							
5	4.73	4	0.3161	-0.115	-0.097	-0.100	-0.077	-0.077	0.073	
11	5.96	10	0.8185	-0.060	-0.066	-0.050	-0.040	-0.012	0.028	
17	6.93	16	0.9746	-0.044	-0.050	-0.055	-0.042	-0.026	0.018	
23	7.03	22	0.9990	-0.022	-0.009	-0.001	-0.003	0.016	0.014	

Tabel 4.19 Pemeriksaan Korelasi Silang Residual (a_t vs α_{3t})

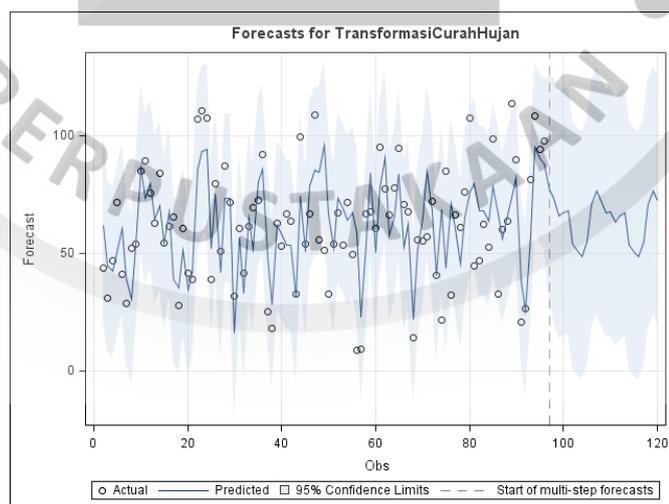
Crosscorrelation Check of Residuals with Input X3										
To	Chi-	Pr >	-----Crosscorrelations-----							
Lag	Square	DF	ChiSq							
5	0.11	5	0.9998	0.027	0.005	-0.004	-0.006	-0.017	0.008	
11	0.33	11	1.0000	0.024	0.015	0.028	0.010	0.011	0.020	
17	0.38	17	1.0000	0.006	0.015	0.011	-0.000	0.001	0.014	
23	0.57	23	1.0000	0.002	0.004	-0.015	-0.022	-0.026	-0.025	

Berdasarkan Tabel 4.17 sampai Tabel 4.19 dapat diidentifikasi nilai *chi-square* untuk semua *lag* signifikan, atau dapat juga dilihat dengan *p-value* > 0.05 tidak terdapat korelasi silang antara masing-masing deret *input* yang telah diputihkan (α_{it}) dengan nilai sisaan (a_t).

4.9 Peramalan

Hasil peramalan model akhir fungsi transfer *input* ganda, selanjutnya digunakan untuk melakukan peramalan 24 periode kedepan yaitu dari bulan Januari 2019 sampai Desember 2020. Dengan hasil peramalan disajikan pada Tabel 4.20 dan Gambar 4.21.

Berdasarkan Tabel 4.20 dan Gambar 4.21 dapat diketahui peramalan intensitas curah hujan secara umum dari Januari 2019 sampai Desember 2020 cenderung mengalami peningkatan dan penurunan karena dapat dilihat pada bulan Januari sampai bulan Agustus 2019 terlihat menurun dari 327.066 mm ke 177.195 mm. Kemudian pada bulan September 2019 ke bulan Desember mengalami peningkatan dari 208.850 mm ke 301.343 mm hal ini dapat terjadi mengingat fenomena curah hujan yang cenderung musiman pada akhir tahun. Pada bulan Januari 2020 sampai bulan Agustus 2020 kembali mengalami penurunan dari 273.259 mm ke 176.552 mm. Pada akhir tahun 2020 yaitu pada bulan September, Oktober, November, dan Desember 2020 kembali mengalami kenaikan sebesar 208.462 mm, 291.263 mm, 324.927 mm, dan 301.255 mm secara berturut-turut.



Gambar 4.21 Grafik Peramalan Curah Hujan dari Januari 2019 sampai Desember 2020

Tabel 4.20 Peramalan 24 Periode Kedepan

Periode	Interval Bawah (L95%) Curah Hujan^(0.75)(mm)	Curah Hujan^(0.75)(mm)	Interval Atas (U95%) Curah Hujan^(0.75)(mm)	Peramalan Curah Hujan (mm)
Jan-19	28.431	76.909	125.387	327.066
Feb-19	21.886	73.215	124.543	306.288
Mar-19	13.506	65.720	117.934	265.212
Apr-19	14.759	67.167	119.575	273.028
Mei-19	15.346	67.815	120.283	276.544
Jun-19	1.285	53.772	106.259	202.959
Jul-19	0	50.657	103.150	187.436
Agu-19	0	48.567	101.062	177.195
Sep-19	2.442	54.938	107.435	208.850
Okt-19	18.053	70.549	123.045	291.511
Nov-19	24.061	76.558	129.055	325.078
Des-19	19.830	72.326	124.823	301.343
Jan-20	14.479	67.209	119.940	273.259
Feb-20	15.036	67.771	120.507	276.308
Mar-20	10.324	63.068	115.812	251.040
Apr-20	13.003	65.750	118.496	265.374
Mei-20	14.314	67.061	119.809	272.456
Jun-20	0.610	53.358	106.105	200.876
Jul-20	0	50.425	103.173	186.293
Agu-20	0	48.434	101.182	176.552
Sep-20	2.114	54.862	107.610	208.462
Okt-20	17.756	70.504	123.252	291.263
Nov-20	23.784	76.531	129.279	324.927
Des-20	19.563	72.310	125.058	301.255