



**TUGAS AKHIR - KS184822**

**PREDIKSI LUAS AREA TERBAKAR BERDASARKAN  
CURAH HUJAN, TEMPERATUR DAN KECEPATAN  
ANGIN DI KABUPATEN PULANG PISAU DENGAN  
MODEL FUNGSI TRANSFER**

**HABIB JAZULI  
NRP 062115 4000 0028**

**Dosen Pembimbing  
Dr. Suhartono**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2019**





**TUGAS AKHIR - KS184822**

**PREDIKSI LUAS AREA TERBAKAR BERDASARKAN  
CURAH HUJAN, TEMPERATUR DAN KECEPATAN  
ANGIN DI KABUPATEN PULANG PISAU DENGAN  
MODEL FUNGSI TRANSFER**

**HABIB JAZULI  
NRP 062115 4000 0028**

**Dosen Pembimbing  
Dr. Suhartono**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2019**

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



**FINAL PROJECT - KS184822**

**PREDICTION OF BURNED AREAS BASED ON  
RAINFALL, TEMPERATURE AND WIND SPEED  
IN PULANG PISAU DISTRICT USING TRANSFER  
FUNCTION MODEL**

**HABIB JAZULI  
NRP 062115 4000 0028**

**Supervisor  
Dr. Suhartono**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS, COMPUTING, AND DATA SCIENCE  
INSTITUTE TECHNOLOGY OF SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2019**

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## LEMBAR PENGESAHAN

### PREDIKSI LUAS AREA TERBAKAR BERDASARKAN CURAH HUJAN, TEMPERATUR DAN KECEPATAN ANGIN DI KABUPATEN PULANG PISAU DENGAN MODEL FUNGSI TRANSFER

#### TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Statistika  
pada

Program Studi Sarjana Departemen Statistika  
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

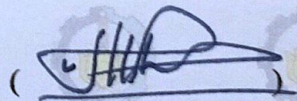
**Habib Jazuli**

NRP. 062115 4000 0028

Disetujui oleh Pembimbing:

**Dr. Suhartono**

NIP. 19710929 199512 1 001



Mengetahui,  
Ketua Departemen Statistika

**Dr. Suhartono**<sup>SA</sup>

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2019

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



# **PREDIKSI LUAS AREA TERBAKAR BERDASARKAN CURAH HUJAN, TEMPERATUR DAN KECEPATAN ANGIN DI KABUPATEN PULANG PISAU DENGAN MODEL FUNGSI TRANSFER**

**Nama Mahasiswa : Habib Jazuli**  
**NRP : 062115 4000 0028**  
**Departemen : Statistika**  
**Dosen Pembimbing : Dr. Suhartono**

## **Abstrak**

*Kebakaran hutan dan lahan bukan merupakan fenomena asing di beberapa wilayah Indonesia. Kabupaten Pulang Pisau adalah salah satu wilayah di Indonesia yang paling rawan terjadi kebakaran hutan dan lahan. Salah satu faktor alami yang dapat menyebabkan terjadinya suatu kebakaran hutan adalah Iklim. Iklim akan mempengaruhi kebakaran hutan dan lahan karena temperatur udara, kelembaban relatif, kecepatan angin dan curah hujan serta kelembaban vegetasi dapat mempengaruhi kondisi bahan bakar. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hubungan antara curah hujan, temperatur dan kecepatan angin dengan luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau serta untuk memodelkan dan melakukan prediksi dengan menggunakan fungsi transfer single input. Dalam melakukan pemodelan fungsi transfer, digunakan pendekatan aggrate, disaggregate dan cluster. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari satelit Tropical Rainfall Measurement Mission (TRMM), Global Fire Emissions Database (GFED) dan MERRA-2 mulai tahun 2000 hingga tahun 2016. Dengan menggunakan metode fungsi transfer single input diharapkan mendapatkan hasil peramalan yang lebih akurat dan dapat memberikan gambaran pemetaan mengenai pengaruh curah hujan, temperatur dan kecepatan angin terhadap luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau. Model peramalan terbaik adalah model fungsi transfer menggunakan variabel input temperatur dengan pendekatan cluster. Model ini menghasilkan error prediksi paling kecil dibandingkan dengan model lainnya.*

***Kata Kunci : Cluster Analysis, Curah Hujan, Fungsi Transfer, Kebakaran Hutan, Pulang Pisau.***

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

***PREDICTION OF BURNED AREAS BASED ON  
RAINFALL, TEMPERATURE AND WIND SPEED  
IN PULANG PISAU DISTRICT USING FUNCTION MODEL***

**Name** : Habib Jazuli  
**Student Number** : 062115 4000 0028  
**Department** : Statistics  
**Supervisor** : Dr. Suhartono

**Abstract**

*Forest and land fire is not a foreign phenomenon in some parts of Indonesia. Pulang Pisau district is the most vulnerable area in Indonesia for forest and land fire. The natural factor that causes forest and land fire because of air temperature, relative humidity, wind velocity, rainfall and vegetation moisture that effect fuel condition. This research has aim to identify correlation between rainfall, temperature and wind velocity with burning area in Pulang Pisau district, create forecasting model that used transfer functions single input. In performing the transfer functions modelling use approach aggregate, disaggregate and cluster. Data that use in this research are from Tropical Rainfall Measurement Mission (TRMM) satellite, Global Fire Emissions Database (GFED) and MERRA-2 from 2000 to 2016. By using transfer function single input method, expected to get more accurate forecasting results and can provide an overview of the mapping of the effects of rainfall, temperature and wind velocity towards burning area in Pulang Pisau district. Best forecasting model is transfer function model that use input variable temperature through cluster approach. This model generate least predictive error compared to other models.*

**Keywords** : Cluster Analysis, Forest Fire, Rainfall, Transfer Function, Pulang Pisau.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat, hidayah, karunia serta pertolongan-Nya yang tak pernah henti diberikan, sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir dengan judul **“Prediksi Luas Area Terbakar Berdasarkan Curah Hujan, Temperatur dan Kecepatan Angin di Kabupaten Pulang Pisau dengan Model Fungsi Transfer”** dengan baik, lancar, dan tepat waktu.

Penyusunan laporan Tugas Akhir ini dapat diselesaikan bukan tanpabantuan serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Dr. Suhartono selaku dosen pembimbing Tugas Akhir dan Ketua Departemen Statistika, yang telah meluangkan waktu dan dengan sangat sabar memberikan bimbingan, saran, dukungan serta motivasi selama penyusunan Tugas Akhir.
2. Dr. R.Mohamad Atok, S.Si., M.Si. dan M. Sjahid Akbar, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji yang telah banyak memberi masukan kepada penulis.
3. Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si., M.Si. selaku Ketua Program Studi Sarjana yang telah memberikan fasilitas, sarana, dan prasarana.
4. Dr. R.Mohamad Atok, S.Si., M.Si. selaku dosen wali yang telah banyak memberikan saran dan arahan dalam proses belajar di Departemen Statistika.
5. Kedua orang tua, atas segala do'a, nasehat, kasih sayang, dan dukungan yang diberikan kepada penulis demi kesuksesan dan kebahagiaan penulis.
6. Maharani Sinta Nirwana yang selalu memberikan dukungan serta menemani penulis selama masa perkuliahan.
7. Sahabat-sahabat penulis, Yolan Setyo Utomo, Barep Adji Widhi Pangestu, Anadia Rahma Syihab Hidayatullah, Charles Rudiyanto, Icha Tirhiss Febriana dan Dian Rizky Maulina yang selama ini telah membantu, mendukung, dan mendengarkan keluh kesah penulis selama masa perkuliahan berlangsung.

8. Teman-teman seperjuangan TA, khususnya Hendri Prabowo yang selama ini telah berjuang bersama.
9. Kakak angkatan, mbak Endah Setyowati yang sangat membantu dalam proses penyusunan Tugas Akhir ini, mulai dari data hingga terselesaikannya Tugas Akhir ini.
10. Teman-teman Statistika ITS angkatan 2015, Vivacious, yang selalu memberikan dukungan kepada penulis selama ini.
11. Teman-teman HIMASTA-ITS 2016/2017 dan UKM SepakbolaITS 2017/2018, yang selama perkuliahan ini memberikan banyak pembelajaran dan mendukung penulis dalam mengembangkan *softskill* penulis.
12. Semua pihak yang turut membantu dalam pelaksanaan Tugas Akhir yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

Besar harapan penulis untuk mendapatkan kritik dan saran yang membangun sehingga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang terkait.

Surabaya, Juli 2019

Penulis

# DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>COVER PAGE</b> .....	iii
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	v
<b>ABSTRAK</b> .....	vii
<b>ABSTRACT</b> .....	ix
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	xi
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xiii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xv
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xvii
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xix
<b>DAFTAR NOTASI</b> .....	xxi
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Tujuan.....	5
1.4 Manfaat.....	6
1.5 Batasan Masalah.....	6
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	7
2.1 Analisis Faktor.....	7
2.2 K-Means Clustering.....	9
2.3 Konsep Dasar <i>Time Series</i> .....	10
2.4 Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF).....	11
2.5 <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA).....	12
2.6 Fungsi Transfer.....	17
2.6.1 Identifikasi Model Fungsi Transfer.....	18
2.6.2 Penaksiran Parameter Model Fungsi Transfer.....	20
2.6.3 Pengujian Diagnostik Model Fungsi Transfer.....	22
2.6.4 Penggunaan Model Fungsi Transfer untuk Peramalan.....	22

2.7	Evaluasi Kebaikan Model .....	23
2.8	Data Penginderaan Jarak Jauh ( <i>Remote Sensing Data</i> ) .....	23
2.8.1	Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) .....	23
2.8.2	Global Fire Emissions Database (GFED).....	24
2.8.3	Modern-Era Retrospective analysis for Research and Application (MERRA-2).....	24
2.9	Kebakaran Lahan dan Hutan .....	24
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....</b>		<b>27</b>
3.1	Sumber Data.....	27
3.2	Variabel Penelitian .....	27
3.3	Struktur Data .....	27
3.4	Langkah Analisis.....	29
<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN.....</b>		<b>33</b>
4.1	Karakteristik Data Luas Area Terbakar di Kabupaten Pulang Pisau.....	33
4.2	Pemodelan Luas Area Terbakar di Kabupaten Pulang Pisau .....	41
4.2.1	Pendekatan <i>Aggregate</i> (Total) .....	42
4.2.2	Pendekatan <i>Disaggregate</i> (Grid) .....	50
4.2.3	Pendekatan <i>Cluster</i> (Pengelompokkan).....	60
4.2.4	Perbandingan Kebaikan Model.....	69
4.3	Pemetaan Wilayah di Pulang Pisau Berdasarkan Hasil Ramalan Luas Area Terbakar di Pulang Pisau .....	71
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>		<b>75</b>
5.1	Kesimpulan .....	75
5.2	Saran .....	75
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>77</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>		<b>81</b>
<b>BIODATA PENULIS</b>		



## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 3.1</b>	Diagram Alir Penelitian .....	30
<b>Gambar 3.2</b>	Langkah-Langkah Peramalan Metode Fungsi Transfer .....	32
<b>Gambar 4.1</b>	Peta Kabupaten Pulang Pisau.....	33
<b>Gambar 4.2</b>	Peta Sebaran Kebakaran Hutan dan Lahan di Pulang Pisau .....	34
<b>Gambar 4.3</b>	Luas Area Terbakar di Pulang Pisau .....	35
<b>Gambar 4.4</b>	Rata-Rata Luas Area Terbakar di Pulang Pisau Setiap Bulan .....	36
<b>Gambar 4.5</b>	Plot Luas Area Terbakar dengan Variabel Input... 37	
<b>Gambar 4.6</b>	<i>Scree Plot</i> Hasil Analisis Faktor .....	38
<b>Gambar 4.7</b>	Peta Pulang Pisau Berdasarkan Analisis Faktor....	41
<b>Gambar 4.8</b>	Plot ACF dan PACF Data Curah Hujan Hasil Transformasi dan <i>Differencing</i> .....	43
<b>Gambar 4.9</b>	Plot CCF Masing Masing Variabel <i>Input</i> .....	46
<b>Gambar 4.10</b>	Hasil Pemodelan Luas Area Terbakar dengan Metode Fungsi Transfer .....	48
<b>Gambar 4.11</b>	Plot ACF dan PACF Grid 1 Curah Hujan Hasil Transformasi dan <i>Differencing</i> .....	51
<b>Gambar 4.12</b>	Plot CCF Variabel <i>Input</i> Curah Hujan Grid 1.....	54
<b>Gambar 4.13</b>	Hasil Pemodelan Luas Area Terbakar dengan Metode Fungsi Transfer (a) <i>in-sample</i> (b) <i>out-of-sample</i> .....	58
<b>Gambar 4.14</b>	Plot CCF Grid 1 Variabel <i>Input</i> .....	59
<b>Gambar 4.15</b>	Peta Kabupaten Pulang Pisau Berdasarkan Hasil <i>Cluster</i> .....	60
<b>Gambar 4.16</b>	Plot ACF dan PACF Data Curah Hujan <i>Cluster</i> 1 Hasil Transformasi dan <i>Differencing</i> . .....	62
<b>Gambar 4.17</b>	Plot CCF Masing Masing <i>Cluster</i> Curah Hujan (a) <i>Cluster</i> 1 (b) <i>Cluster</i> 2 (c) <i>Cluster</i> 3 .....	65
<b>Gambar 4.18</b>	Hasil Pemodelan Luas Area Terbakar .....	68
<b>Gambar 4.19</b>	Plot CCF Masing Masing <i>Cluster</i> Kecepatan Angin Bujur.....	69

<b>Gambar 4.20</b> Identifikasi RMSEP <i>Adaptive</i> Variabel <i>Input</i> Temperatur dengan Pendekatan <i>Cluster</i> .....	70
<b>Gambar 4.21</b> Identifikasi RMSEP <i>Adaptive</i> setelah menghilangkan periode bulan ke-9 .....	71
<b>Gambar 4.22</b> Peta Pulang Pisau Berdasarkan hasil Ramalan Luas Area Terbakar .....	72
<b>Gambar 4.23</b> Peta Pulang Pisau Berdasarkan Hasil Ramalan Luas Area Terbakar .....	73

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2.1</b>	Bentuk Transformasi .....	14
<b>Tabel 2.2</b>	Plot ACF dan PACF Model ARIMA Non Musiman	14
<b>Tabel 3.1</b>	Variabel Penelitian .....	27
<b>Tabel 3.2</b>	Struktur Data Luas Area Terbakar.....	28
<b>Tabel 4.1</b>	Karakteristik Data Variabel <i>Input</i> dan <i>Ouput</i> .....	36
<b>Tabel 4.2</b>	Tabel Matriks Komponen .....	39
<b>Tabel 4.3</b>	Tabel Rotasi Matriks Komponen.....	40
<b>Tabel 4.4</b>	Transformasi Box Cox.....	42
<b>Tabel 4.5</b>	Estimasi Parameter Model Input Curah Hujan .....	43
<b>Tabel 4.6</b>	Cek Diagnosa Residual Model <i>Input</i> Curah Hujan ..	44
<b>Tabel 4.7</b>	Model ARIMA Masing-Masing Deret <i>Input</i> .....	44
<b>Tabel 4.8</b>	Nilai <i>b,r,s</i> pada Variabel <i>Input</i> .....	47
<b>Tabel 4.9</b>	Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer Curah Hujan .....	47
<b>Tabel 4.10</b>	Pemeriksaan CCF dan ACF Residual Curah Hujan	49
<b>Tabel 4.11</b>	Model Fungsi Transfer Masing-Masing <i>Input</i> .....	50
<b>Tabel 4.12</b>	Estimasi Parameter Model Input Grid 1 Curah Hujan .....	51
<b>Tabel 4.13</b>	Cek Diagnosa Residual Model <i>Input</i> Grid 1 Curah Hujan .....	52
<b>Tabel 4.14</b>	Model ARIMA Masing-Masing Deret <i>Input</i> .....	52
<b>Tabel 4.15</b>	Nilai <i>b,r,s</i> pada Variabel <i>Input</i> .....	55
<b>Tabel 4.16</b>	Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer Curah Hujan Grid 1 .....	55
<b>Tabel 4.17</b>	Pemeriksaan CCF dan ACF Residual Curah Hujan Grid 1.....	56
<b>Tabel 4.18</b>	Model Fungsi Transfer Masing-Masing Grid Variabel Curah Hujan.....	57
<b>Tabel 4.19</b>	Nilai <i>R-square</i> Analisis Cluster .....	60
<b>Tabel 4.20</b>	Estimasi Parameter Model Input Curah Hujan .....	62
<b>Tabel 4.21</b>	Cek Diagnosa Residual Model <i>Input</i> Curah Hujan <i>Cluster</i> 1 .....	62
<b>Tabel 4.22</b>	Model ARIMA Masing-Masing <i>Cluster</i> Curah Hujan .....	63

<b>Tabel 4.23</b> Nilai $b, r, s$ Masing-Masing <i>Cluster</i> pada Curah Hujan .....	65
<b>Tabel 4.24</b> Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer Curah Hujan <i>Cluster 1</i> .....	66
<b>Tabel 4.25</b> Pemeriksaan CCF dan ACF Residual <i>Cluster 1</i> Curah Hujan.....	67
<b>Tabel 4.26</b> Model Fungsi Transfer Masing-Masing <i>Cluster</i> Curah Hujan.....	67
<b>Tabel 4.27</b> Tabel Perbandingan Evaluasi Kebaikan Model .....	70

## DAFTAR LAMPIRAN

<b>Lampiran 1.</b>	Data Penelitian .....	81
<b>Lampiran 2.</b>	Hasil <i>output</i> SAS fungsi transfer variabel <i>input</i> temperatur( <i>aggregate</i> ) .....	82
<b>Lampiran 3.</b>	Hasil <i>output</i> SAS fungsi transfer variabel <i>input</i> Kecepatan Angin Lintang ( <i>aggregate</i> ) .....	83
<b>Lampiran 4.</b>	Hasil <i>output</i> SAS fungsi transfer variabel <i>input</i> Kecepatan Angin Bujur( <i>aggregate</i> ) .....	84
<b>Lampiran 5.</b>	Hasil <i>output</i> SAS fungsi transfer variabel <i>input</i> Curah Hujan( <i>disaggregate</i> ) .....	86
<b>Lampiran 6.</b>	Hasil <i>output</i> SAS fungsi transfer variabel <i>input</i> Temperatur( <i>disaggregate</i> ) .....	149
<b>Lampiran 7.</b>	Hasil <i>output</i> SAS fungsi transfer variabel <i>input</i> Kecepatan Angin Lintang ( <i>disaggregate</i> ).....	153
<b>Lampiran 8.</b>	Hasil <i>output</i> SAS fungsi transfer variabel <i>input</i> Kecepatan Angin Bujur ( <i>disaggregate</i> ) .....	157
<b>Lampiran 9.</b>	Hasil <i>output</i> SAS fungsi transfer variabel <i>input</i> Curah Hujan ( <i>cluster</i> ) .....	161
<b>Lampiran 10.</b>	Hasil <i>output</i> SAS fungsi transfer variabel <i>input</i> Temperatur ( <i>cluster</i> ) .....	167
<b>Lampiran 11.</b>	Hasil <i>output</i> SAS fungsi transfer variabel <i>input</i> Kecepatan Angin Lintang ( <i>cluster</i> ) .....	173
<b>Lampiran 12.</b>	Syntax Matlab <i>convert</i> format data .nc4 ke .csv	179
<b>Lampiran 13.</b>	Syntax R <i>convert</i> format data curah hujan .....	180
<b>Lampiran 14.</b>	Syntax R <i>upscale</i> MERRA 0,25.....	181
<b>Lampiran 15.</b>	Syntax R gabung data.....	182
<b>Lampiran 16.</b>	Syntax R perhitungan <i>R-Square</i> dan <i>Icdrate</i> .....	183
<b>Lampiran 17.</b>	Syntax R mapping Kabupaten Pulang Pisau .....	184
<b>Lampiran 18.</b>	Syntax R mapping grid .....	185
<b>Lampiran 19.</b>	Syntax SAS peramalan Fungsi Transfer.....	186
<b>Lampiran 20.</b>	Surat Keterangan Pengambilan Data .....	187

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR NOTASI

### ARIMA

$a_t$	Error model yang bersifat <i>white noise</i>
$B$	<i>Backshift</i> operator
$X_t$	Data time series variabel <i>input</i> dengan indeks $t$
$Y_t$	Data time series variabel <i>output</i> dengan indeks $t$
$\phi_{kk}$	Fungsi autokorelasi parsial
$\phi_p$	Koefisien parameter <i>autoregressive</i>
$\theta_q$	Koefisien parameter <i>moving average</i>
$\rho_k$	Fungsi autokorelasi
$\Phi_p$	Koefisien parameter <i>autoregressive</i> musiman
$\Theta_p$	Koefisien parameter <i>moving average</i> musiman

### Fungsi Transfer

$\alpha_t$	deret <i>input</i> yang telah mengalami <i>prewhitening</i>
$\beta_t$	deret <i>output</i> yang telah mengalami <i>prewhitening</i>
$n_t$	deret <i>noise</i>
$\phi_x(B)$	operator <i>autoregresif</i>
$\theta_x(B)$	operator rata-rata bergerak ( <i>moving average</i> )
$\omega_s(B)$	operator <i>moving average</i> orde $s$
$\delta_r(B)$	operator <i>autoregressive</i> orde $r$
$\hat{\rho}_{xy}(k)$	CCF ( <i>crosscorrelation function</i> ) lag- $k$

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Indonesia merupakan negara yang terdiri atas ribuan pulau, baik pulau besar maupun pulau-pulau kecil. Pulau-pulau tersebut membujur dari barat ke timur dan melintang dari utara ke selatan serta dilalui oleh garis khatulistiwa. Secara geografis, Indonesia terletak diantara dua benua dan dua samudera, yaitu Benua Asia dan Australia serta Samudera Pasifik dan Hindia. Indonesia juga berada pada pertemuan tiga lempeng tektonik utama dunia, yaitu Eurasia, Indo-Australia, dan Pasifik yang terus bergerak mendekat didalam bumi Indonesia. Letak yang sangat geografis dan tektonis tersebut, mengakibatkan Indonesia rentan terhadap gejala fenomena alam (Kuswanda, 2011). Fenomena alam seperti iklim, cuaca, kualitas udara, angin, dan fenomena alam yang lain merupakan suatu hal yang tidak dapat dipisahkan dalam kehidupan sehari-hari masyarakat Indonesia. Indonesia juga merupakan negara yang memiliki resiko bencana yang tinggi, salah satunya adalah kebakaran. Kebakaran di Indonesia, khususnya kebakaran hutan merupakan fenomena yang sering terjadi di Indonesia (Gellert, 1998; Stolee *et al.*, 2003) yang menjadi perhatian lokal dan global menurut Herawati & Santoso (2011) dalam Cahyono *et al.* (2015).

Kebakaran hutan dan lahan merupakan bencana yang sering terjadi di beberapa wilayah Indonesia. Selain itu, kebakaran hutan dan lahan merupakan salah satu permasalahan serius yang sampai saat ini masih belum dapat diatasi dengan baik dan selalu terjadi tiap tahun di Indonesia. Kebakaran hutan dan lahan sering terjadi saat musim kemarau panjang di berbagai wilayah seperti Pulau Sumatera dan Kalimantan. Menurut Barber & Schwiehelm (2000) serta Bowen *et al.* (2001) dalam Cahyono *et al.* (2015), kebakaran hutan bukan hal baru karena kebakaran hutan di Kalimantan sudah terjadi sejak abad ke-17. Namun baru pada tahun 1980 terjadi peningkatan luas dan intensitas terjadinya kebakaran hutan. Pada tahun 1997, Indonesia mengalami kebakaran hutan paling parah di

seluruh dunia (Tacconi, 2003). Kejadian ini dinyatakan sebagai salah satu bencana lingkungan terburuk sepanjang abad, karena dampaknya bagi hutan dan juga jumlah emisi karbon yang dihasilkannya sangat besar (Glover, 2001). Luas area terbakar menurut Miettinen (2007), dapat diartikan sebagai daerah dipermukaan bumi yang menunjukkan ciri-ciri telah mengalami peristiwa terbakar akibat proses-proses alami atau terbakar oleh manusia baik disengaja atau tidak disengaja yang mana pada daerah tersebut sebelumnya merupakan lahan yang didominasi oleh tutupan vegetasi hutan maupun vegetasi non hutan seperti semak, belukar, perkebunan, ladang atau tegalan. Menurut klasifikasi bencana Alam dalam kesepakatan umum CRED (*Centre for Research on the Epidemiology of Disasters*) pada tahun 2009, kebakaran hutan dan lahan (karhutla) merupakan bencana klimatologi karena sangat erat asosiasinya dengan musim kekeringan (*drought*). Kejadian ini biasanya dipicu oleh kesengajaan, kecelakaan atau alamiah (petir, suhu, panas) dan sering tanpa diketahui pada awalnya. Penyebarannya bisa sangat cepat dan terutama sangat merusak jika kebakaran terjadi di dekat hutan, daerah pedesaan, daerah terpencil, dan sekitar hutan dimana ada pemukiman penduduk.

Hampir 90% dari semua kebakaran hutan dan lahan akhir-akhir ini tercatat disebabkan oleh manusia. Tindakan yang ceroboh seperti meninggalkan api unggun dan membuang putung rokok sembarangan mengakibatkan bencana karhutla. Tindakan yang disengaja seperti pembakaran puing, sampah dan kembang api juga penyebab substansi lain dari kebakaran. Kegiatan pembersihan lahan dengan metode tebang-bakar untuk pembukaan lahan juga sangat mudah mengakibatkan kebakaran secara meluas bahkan merembet ke hutan disekitarnya. Sedangkan sekitar 10% dari semua kebakaran hutan dan lahan disebabkan faktor-faktor alam. Namun demikian, kebakaran yang terjadi sebagai akibat dari sebab-sebab alamiah bervariasi dari satu daerah ke daerah lain tergantung pada vegetasi, cuaca iklim dan topografi (Yulianti, 2018). Iklim merupakan salah satu faktor alami yang dapat menyebabkan terjadinya suatu kebakaran hutan, karena kondisi iklim (suhu, kelembaban, curah hujan, kecepatan angin) dapat

mempengaruhi tingkat kekeringan bahan bakar permukaan, banyaknya oksigen yang ada, dan kecepatan penyebaran api (Syaufina, 2008). Hal yang sama juga diungkapkan oleh Suratmo (2003) yang mengatakan bahwa iklim akan mempengaruhi kebakaran hutan dan lahan karena temperatur udara, kelembaban relatif, kecepatan angin dan curah hujan serta kelembaban vegetasi dapat mempengaruhi kondisi bahan bakar. Bahan bakar yang kering akan mudah terbakar. Selain dari faktor iklim, topografi atau bentuk wilayah merupakan salah satu faktor yang dapat mempengaruhi terjadinya kebakaran lahan dan hutan. Jenis tanah yang merupakan lahan gambut dapat memicu luas daerah terbakar yg semakin besar. Hal ini karena lahan gambut merupakan lahan basah yang isinya banyak Karbon didalamnya. *World Wide Fund for Nature* (WWF-Indonesia) menyebutkan bahwa apabila lahan gambut sudah terbakar, api akan sulit dipadamkan karena lahan gambut akan sangat kering sampai kedalaman tertentu. Api di lahan gambut sulit dipadamkan dan baru bisa mati total setelah adanya hujan intensif.

Berdasarkan data Balai Besar Litbang Sumberdaya Lahan Pertanian dan Balai Penelitian Tanah tahun 2011, luas area lahan gambut di Indonesia saat ini tercatat 14,9 juta hektar. 12,9 juta hektar lahan atau sekitar 87% dari total luas di antaranya berada di tujuh provinsi yaitu Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan dan Papua. Menurut informasi resmi yang disampaikan oleh Kepala Humas Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika (BMKG), Provinsi Kalimantan Tengah khususnya Kabupaten Pulang Pisau merupakan salah satu wilayah yang paling rawan terjadi kebakaran hutan dan lahan di Indonesia. Kabupaten Pulang Pisau merupakan salah satu kabupaten yang terletak di Kalimantan Tengah, dengan kondisi 55% tanah di Pulang Pisau merupakan tanah gambut. Pada kondisi alami, lahan gambut tidak mudah terbakar, karena sifatnya yang menyerap dan menahan air secara maksimal. Namun, ketika keseimbangan ekologisnya terganggu, kemampuannya dalam menyerap dan menyimpan air menjadi tidak maksimal. Pada musim kemarau lahan dengan tanah gambut akan mengalami kering sampai kedalaman tertentu dan mudah terbakar. Beberapa

penelitian tentang kebakaran hutan dan lahan telah banyak dilakukan, diantaranya Fauzan (2013) yang meneliti hubungan curah hujan dengan kejadian kebakaran hutan dan lahan di Provinsi Sumatera Selatan dengan hasil bahwa curah hujan mempengaruhi kejadian hotspot (titik kebakaran). Pada akhir penelitian tersebut disarankan untuk melanjutkan penelitian pada daerah-daerah lain yang memiliki tingkat kerawanan kebakaran yang tinggi. Menurut Syaufina, Siwi, dan Nurhayati (2015), hubungan antara curah dengan luas area terbakar memiliki nilai korelasi *Pearson* negatif, hal tersebut menjelaskan bahwa semakin kecil curah hujan maka semakin besar luas area hutan yang terbakar. Selain curah hujan, kondisi temperatur udara dan kecepatan angin diduga mempengaruhi terjadinya kebakaran. Berdasarkan keterangan dari Ketua Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPDB) terkait bencana kebakaran yang terjadi di Riau awal tahun 2019, menjelaskan bahwa faktor cuaca yang panas serta kondisi angin menyebabkan sulitnya pemadaman api.

Penelitian tentang peramalan kebakaran lahan pernah dilakukan oleh Riano *et al.* (2007) yang menjelaskan bahwa *remote sensing data* menyediakan data yang sistematis dan konsisten untuk analisis *time series* dengan tema lingkungan seperti kasus kebakaran lahan. Hasil dari penelitian tersebut menjelaskan bahwa model *time series* SARIMA merupakan metode yang cenderung baik digunakan dalam kasus ini. Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya, maka peneliti tertarik untuk memprediksi luas area terbakar berdasarkan curah hujan, temperatur dan kecepatan angin di Kabupaten Pulang Pisau. Data luas area terbakar, curah hujan dan kecepatan angin merupakan data pengukuran dari jarak jauh atau *remote sensing data*. Keunggulan *remote sensing data* yaitu mampu melakukan pengukuran kapan saja dan dimana saja. Hasil pengukuran dari *remote sensing data* yaitu data TRMM menunjukkan pola yang sesuai dengan data aktual (Syaiyullah, 2014). Dalam penelitian yang akan dilakukan ini akan menggunakan kombinasi fungsi transfer *single input* dan *k-means clustering*. Fungsi transfer merupakan salah satu model *time series* yaitu gabungan pendekatan regresi dan *time series* (ARIMA) untuk *error* nya. Analisis fungsi transfer merupakan salah satu alternatif

untuk menyelesaikan permasalahan jika terdapat lebih dari satu deret berkala. Tujuan utama pemodelan fungsi transfer adalah untuk menetapkan model sederhana yang dapat digunakan untuk meramalkan deret *output* berdasarkan deret *input* pada masa mendatang (Wei, 2006). Metode fungsi transfer pernah digunakan Otok dan Suhartono (2009) dalam penelitian mengenai model peramalan pada curah hujan. Dalam penelitian tersebut mendapatkan hasil bahwa metode fungsi transfer bagus digunakan untuk prediksi curah hujan. Pada penelitian ini, fungsi transfer akan digunakan untuk mengetahui hubungan antara curah hujan, temperatur dan kecepatan angin dengan luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau serta untuk memodelkan dan melakukan prediksi. Sedangkan *k-means clustering* digunakan untuk mengelompokkan daerah di kabupaten Pulang Pisau berdasarkan berdasarkan karakteristik yang sama. Dengan mengkombinasikan metode fungsi transfer dan *k-means clustering* diharapkan mendapatkan hasil peramalan yang lebih akurat dan memberikan gambaran pemetaan mengenai pengaruh curah hujan terhadap luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, dalam penelitian ini akan dilakukan prediksi luas area terbakar berdasarkan curah hujan, temperatur dan kecepatan angin menggunakan metode fungsi transfer *single input*. Permasalahan yang dirumuskan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana hubungan luas kebakaran antar wilayah di Pulang Pisau?
2. Bagaimana hasil ramalan terbaik dari luas area terbakar di Pulang Pisau menggunakan pendekatan *aggregate*, *disaggregate*, dan *cluster*?
3. Bagaimana pemetaan wilayah di Pulang Pisau berdasarkan hasil ramalan luas area terbakar di Pulang Pisau?

## **1.3 Tujuan**

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menganalisis hubungan luas kebakaran antar wilayah di Pulang Pisau.
2. Mendapatkan hasil ramalan terbaik dari luas area terbakar di Pulang Pisau menggunakan pendekatan *aggregate*, *disaggregate*, dan *cluster*.
3. Memetakan wilayah di Pulang Pisau berdasarkan hasil ramalan luas area terbakar di Pulang Pisau.

#### **1.4 Manfaat**

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai pengaruh curah hujan, temperatur dan kecepatan angin terhadap kejadian kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Pulang Pisau, sehingga tindakan pencegahan kebakaran dapat lebih mudah dilakukan.

#### **1.5 Batasan Masalah**

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah data yang digunakan merupakan data satelit (*remote sensing data*) dengan ukuran resolusi spasial  $0,25^\circ \times 0,25^\circ$ . Data yang digunakan mulai Januari 2000 sampai Desember 2016. Selain itu hasil ramalan luas area terbakar yang bernilai negatif digantikan dengan nilai nol, karena luas area terbakar tidak mungkin bernilai negatif.



$\mathcal{E}_i$  = faktor spesifik ke- $i$

$F_j$  = *common factor* ke- $j$

$\ell_{ij}$  = *loading* dari variabel ke- $i$  pada faktor ke- $j$

Besarnya  $\ell_{ij}$  dapat diduga dengan menggunakan metode komponen utama ataupun kemungkinan maksimum (*maximum likelihood*). Nilai dugaan  $\ell_{ij}$  dapat diperoleh dengan rumus berikut.

$$\ell_{ij} = a_{ji} \sqrt{\lambda_j} \quad (2.4)$$

dengan :

$\ell_{ij}$  = bobot (*loading*) dari variabel asal ke- $i$  pada faktor ke- $j$

$a_{ji}$  = koefisien variabel asal ke- $i$  untuk komponen utama ke- $j$

$\lambda_j$  = *eigen value* untuk komponen utama ke- $j$

Nilai *communalities* menggunakan rumus :

$$h_i^2 = \sum_{j=1}^m \ell_{ij}^2 \quad (2.5)$$

Tingginya nilai *communalities* mengindikasikan bahwa proses ekstraksi komponen telah cukup menjelaskan komponen awal.

Jika terdapat nilai *loading* yang masih mirip, maka dilakukan rotasi matrik *loading*  $L$  dengan menggunakan metode rotasi tegak lurus varimax (*Varimax Orthogonal Rotation*), yang menghasilkan matrik loading baru  $L^*$  :

$$L_{p \times q}^* = L_{p \times q} T_{p \times q} \quad (2.6)$$

dimana  $T$  adalah matrik transformasi yang dipilih, sehingga:

$$T^* T = T T^* = I \quad (2.7)$$

adalah matrik faktor penimbang yang telah dirotasikan. Meskipun telah mengalami rotasi, matrik kovarian (korelasi) tidak berubah karena

$$L L^* + \psi = L T T^* L^* + \psi = L^* L^* + \psi = I \quad (2.8)$$

selanjutnya, varians spesifik  $\psi_i$ , dan tentunya *communality*  $h_i^2$ , juga tidak berubah.



Rotasi varimax menghendaki varians yang maksimum dalam matrik faktor yang terbentuk, sehingga menjadikan setiap peubah asal hanya akan mempunyai korelasi yang kuat dengan faktor tertentu saja (Johnson & Wichern, 2007).

## 2.2 K-Means Clustering

Analisis *cluster* merupakan suatu metode statistik yang digunakan untuk mengelompokkan sekumpulan objek ke dalam kelompok-kelompok berdasarkan karakteristik yang dimilikinya. Objek diklasifikasikan ke dalam satu atau lebih klaster sehingga objek-objek yang berada di dalam klaster mempunyai kemiripan atau kesamaan karakter (Hair, 2010).

Terdapat 2 metode *cluster* secara umum yaitu hirarki dan non-hirarki. Metode *clustering* hirarki dapat dilakukan berdasarkan pendekatan aglomeratif (penggabungan) dan devisif (pemisahan / kebalikan dari aglomeratif). Analisis *cluster* metode hirarki diawali dengan mengelompokkan dua atau lebih obyek yang mempunyai kesamaan paling dekat. Selanjutnya dilanjutkan pada obyek lain yang mempunyai kedekatan kedua dan seterusnya (Johnson & Wichern, 2007). Sedangkan Analisis *cluster* non-hirarki menempatkan obyek ke dalam *cluster* dimana jumlah *cluster* ditentukan. Metode non-hirarki dapat digunakan untuk menganalisis sampel dengan ukuran besar. Pada metode non hirarki, algoritma yang sering digunakan adalah metode *K-means*.

Metode *K-means* merupakan salah satu metode analisis klaster nonhirarki yang dapat digunakan untuk mempartisi objek ke dalam kelompok-kelompok berdasarkan kedekatan karakteristik, sehingga objek yang mempunyai karakteristik yang sama dikelompokkan dalam satu klaster yang sama dan objek yang mempunyai karakteristik yang berbeda dikelompokkan ke dalam klaster yang lain. Metode *K-means* digunakan sebagai alternatif metode klaster untuk data dengan ukuran yang lebih besar. Hal ini dikarenakan metode ini memiliki kecepatan yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan metode hirarki (Johnson & Wichern, 2007). Tujuan pengelompokan adalah untuk meminimalkan *objective function* yang di set dalam proses pengelompokan, yang pada dasarnya berusaha untuk meminimalkan variasi dalam satu klaster

dan memaksimalkan variasi antar kluster. Kelebihan metode *K-means* adalah efisien untuk data yang besar. Sedangkan kelemahan metode *K-means* adalah jumlah/ banyaknya cluster dapat ditentukan di awal oleh peneliti.

Algoritma *K-means* dapat dijelaskan sebagai berikut.

1. Menentukan besarnya  $k$  (banyaknya *cluster* yang akan dibentuk) serta *centroid* awal di tiap *cluster*. Penentuan *centroid* awal dapat dilakukan secara acak dari  $k$  buah observasi.
2. Menghitung jarak antara setiap objek dengan *centroid* awal, kemudian memasukkan objek-objek ke suatu *cluster* berdasarkan jarak terdekat dengan *centroid* yang bersesuaian. Umumnya perhitungan jarak dilakukan berdasarkan jarak *euclidean*.
3. Menghitung kembali *centroid* dari *cluster* yang baru dibentuk.
4. Mengulangi langkah (b) dan (c) sampai tidak ada lagi objek yang berpindah *cluster*.

Jika objek dipindahkan dari konfigurasi awal maka nilai pusat (*mean*) perlu diperbarui sebelum melanjutkan ke langkah berikutnya. Jika obyek ke  $j$  masuk ke dalam *cluster* maka menggunakan rumus di bawah ini (Johnson & Wichern, 2007).

$$\bar{X}_{i,baru} = \frac{n\bar{x}_i + x_{ji}}{n+1} \quad (2.9)$$

Sedangkan jika objek ke  $j$  keluar dari *cluster* maka menggunakan rumus di bawah ini:

$$\bar{X}_{i,baru} = \frac{n\bar{x}_i - x_{ji}}{n-1} \quad (2.10)$$

dimana  $n$  adalah jumlah objek dari *cluster* sebelumnya dengan *centroid*  $\bar{X}_i' = (\bar{X}_1, \bar{X}_2, \dots, \bar{X}_p)$

### 2.3 Konsep Dasar *Time Series*

*Time series* atau runtun waktu serangkaian pengamatan berdasarkan urutan waktu. Antar urutan waktu pada suatu variabel yang berdekatan saling berkorelasi. Peramalan suatu data *time series* perlu memperhatikan tipe atau pola data. Secara umum terdapat empat macam pola data *time series*, yaitu horizontal, trend,

musiman, dan siklis (Hanke & Wichern, 2005). Pola horizontal merupakan kejadian yang tidak terduga dan bersifat acak, tetapi kemunculannya dapat memengaruhi fluktuasi data time series. Pola trend merupakan kecenderungan arah data dalam jangka panjang, dapat berupa kenaikan maupun penurunan. Pola musiman merupakan fluktuasi dari data yang terjadi secara periodik dalam kurun waktu satu tahun, seperti triwulan, kuartalan, bulanan, mingguan, atau harian. Sedangkan pola siklis merupakan fluktuasi dari data untuk waktu yang lebih dari satu tahun.

## 2.4 Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

*Autocorrelation Function* (ACF) merupakan suatu fungsi yang digunakan untuk menjelaskan korelasi antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$  dari suatu proses yang sama dan hanya terpisah oleh lag waktu ke- $k$ . Perhitungan ACF untuk sampel  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$  dapat diperoleh melalui persamaan berikut (Wei, 2006).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, K \quad (2.11)$$

dengan  $K < n$  dan  $\bar{Y} = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t}{n}$  merupakan rata-rata dari sampel.

*Partial Autocorrelation Function* (PACF) digunakan untuk mengukur korelasi antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$  setelah pengaruh variabel  $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k-1}$  dihilangkan (Wei, 2006). Perhitungan PACF untuk sampel dapat diperoleh melalui persamaan berikut.

$$\hat{\phi}_{k+1, k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.12)$$

dan

$$\hat{\phi}_{k+1, j} = \hat{\phi}_{k, j} - \hat{\phi}_{k+1, k+1} \hat{\phi}_{k, k+1-j}, \quad j=1, 2, \dots, k \quad (2.13)$$

## 2.5 *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Analisis *time series* pada dasarnya merupakan analisis hubungan variabel terhadap terhadap variabel waktu pada data runtun waktu. Data runtun waktu memiliki pola data yang berbeda-beda, termasuk stasioner dan tidak stasioner. Pola data stasioner dapat dianalisis dengan menggunakan model *Autoregressive (AR)*, *Moving Average (MA)*, dan *Autoregressive Moving Average (ARMA)*. Sedangkan pola data runtun waktu yang tidak stasioner dapat dianalisis dengan menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* (Wei, 2006).

### 1. Model *Autoregressive (AR)*

Model *Autoregressive (AR)* merupakan sebuah proses  $Y_t$  yang dipengaruhi oleh nilai  $Y$  pada waktu  $t$  sebelumnya ( $Y_{t-1}$ ,  $Y_{t-2}$ , ...,  $Y_{t-p}$ ) ditambah sebuah nilai residual ( $a_t$ ) dengan rumus umum AR(p) sebagai berikut

$$\dot{Y}_t = \phi_1 \dot{Y}_{t-1} + \phi_2 \dot{Y}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Y}_{t-p} + a_t \quad (2.14)$$

dengan  $\dot{Y}_t = Y_t - \mu$  dan  $a_t$  merupakan nilai residual yang telah memenuhi asumsi *white noise*.

### 2. Model *Moving Average (MA)*

Model *Moving Average (MA)* merupakan sebuah proses  $Y_t$  yang dipengaruhi oleh residual ( $a_t$ ) dan residual pada waktu  $t$  sebelumnya ( $a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$ ). Rumus umum MA(q) adalah sebagai berikut.

$$\dot{Y}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.15)$$

dengan dengan  $\dot{Y}_t = Y_t - \mu$  dan  $a_t$  merupakan nilai *error* yang telah memenuhi asumsi *white noise*.

### 3. Model *Autoregressive Moving Average (ARMA)*

Model *Autoregressive Moving Average (ARMA)* merupakan gabungan dari model AR dan MA dengan rumus umum ARMA(p,q) adalah sebagai berikut.

$$\phi_p(B)\dot{Y}_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.16)$$

dengan

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (2.17)$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \quad (2.18)$$

#### 4. Model *Autoregressive Integrated Moving Average*

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan model lanjutan dari ARMA dengan data runtun waktu yang digunakan adalah tidak stasioner sehingga perlu dilakukan *differencing*. Model umum ARIMA ( $p, d, q$ ) adalah sebagai berikut.

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.19)$$

dengan

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p), p \text{ merupakan orde untuk AR,}$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q), q \text{ merupakan orde untuk MA,}$$

$$(1-B)^d = \text{operator } \textit{differencing} \text{ untuk orde } d,$$

$$a_t = \textit{error} \text{ pada waktu ke-} t.$$

Pemodelan ARIMA dilakukan melalui beberapa tahapan. Berikut adalah tahap-tahap yang dilakukan dalam pemodelan ARIMA (Wei, 2006).

##### 1. Identifikasi

Tahapan identifikasi dilakukan untuk mengetahui kestasioneritasan data. Stasioneritas data dapat dilakukan dengan membuat plot *time series*, plot ACF serta plot PACF. Suatu data dapat dikatakan stasioner apabila memenuhi dua kriteria yaitu stasioner dalam *mean* dan varians. Stasioner dalam *mean* dapat diketahui dari plot *time series* atau dengan plot ACF serta uji *Dickey Fuller*. Apabila data tidak stasioner dalam *mean*, maka perlu dilakukan *differencing*. Proses *differencing* orde ke- $d$  ditulis sebagai berikut.

$$W_t = (1-B)^d Y_t \quad (2.20)$$

Apabila data belum memenuhi asumsi stasioneritas dalam varian maka akan dilakukan transformasi menggunakan transformasi *Box-Cox*. Bentuk transformasi *Box-Cox* pada Tabel 2.1 berikut (Wei, 2006).

**Tabel 2.1** Bentuk Transformasi

Nilai estimasi $\lambda$	Transformasi
-1	$\frac{1}{Y_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Y_t}}$
0	$\ln Y_t$
0,5	$\sqrt{Y_t}$
1	$Y_t$ (tidak ada transformasi)

Identifikasi model ARIMA dapat dilakukan dengan melihat plot *time series*, plot ACF, dan plot PACF. Tabel 2.2 merupakan bentuk-bentuk plot ACF dan PACF dari model ARIMA. Plot ACF dan PACF digunakan untuk menentukan orde  $p$  dan  $q$  dari model ARIMA .

**Tabel 2.2** Plot ACF dan PACF Model ARIMA Non Musiman

Model	Plot ACF	Plot PACF
AR(p)	Turun cepat secara eksponensial ( <i>dies down</i> )	Terpotong setelah lag ke- $p$
MA(q)	Terpotong setelah lag ke- $q$	Turun cepat secara eksponensial ( <i>dies down</i> )
ARMA(p,q)	Turun cepat	Turun cepat

## 2. Estimasi Parameter dan Uji Signifikan

Setelah diketahui model ARIMA maka tahap selanjutnya adalah tahap estimasi parameter. Pada tahap estimasi parameter akan diperoleh nilai dari setiap parameter dalam model ARIMA. Estimasi parameter dari model dugaan dapat dilakukan menggunakan Metode *Conditional Least Square* (CLS). Berikut merupakan metode CLS untuk model AR(1):

$$Y_t - \mu = \phi(Y_{t-1} - \mu) + a_t \quad (2.21)$$

Sehingga didapatkan:

$$a_t = (Y_t - \mu) - \phi(Y_{t-1} - \mu) \quad (2.22)$$

dengan  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$  adalah observasi, maka dapat dilakukan penjumlahan sehingga fungsi CLS adalah:

$$S_c(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n [(Y_t - \mu) - \phi(Y_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.23)$$

Estimasi  $\phi$  dan  $\mu$  dari masing-masing nilai dengan meminimumkan  $S_c(\phi, \mu)$  didapatkan.

$$\frac{\partial S_c}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^n 2[(Y_t - \mu) - \phi(Y_{t-1} - \mu)](-1 + \phi) = 0 \quad (2.24)$$

Sehingga berdasarkan persamaan 2.13 didapatkan persamaan sebagai berikut.

$$\mu = \frac{1}{(n-1)(1-\phi)} \left[ \sum_{t=2}^n Y_t - \phi \sum_{t=2}^n Y_{t-1} \right] \quad (2.25)$$

Tanpa memperhatikan  $\phi$  didapatkan nilai estimasi untuk  $\mu$  sebagai berikut

$$\hat{\mu} = \frac{1}{(1-\phi)} [\bar{Y} - \phi \bar{Y}] = \bar{Y} \quad (2.26)$$

Sedangkan solusi untuk mendapatkan  $\phi$  adalah sebagai berikut

$$\frac{\partial S_c}{\partial \phi} = \sum_{t=2}^n 2[(Y_t - \bar{Y}) - \phi(Y_{t-1} - \bar{Y})](Y_{t-1} - \bar{Y}) = 0 \quad (2.27)$$

Sehingga didapatkan nilai estimasi untuk  $\phi$  adalah sebagai berikut

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-1} - \bar{Y})}{\sum_{t=2}^n (Y_{t-1} - \bar{Y})^2} \quad (2.28)$$

Untuk MA(1) estimasi parameter dengan CLS sebagai berikut

$$S_c(\theta) = \sum_{t=2}^n (a_t)^2 = \sum_{t=2}^n [Y_t + \theta Y_{t-1} + \theta^2 Y_{t-2} + \dots] \quad (2.29)$$

Persamaan 2.18 merupakan persamaan dengan parameter yang tidak linier. Sehingga model MA( $q$ ) dibutuhkan algoritma optimasi numerik karena merupakan persamaan tidak linier dalam penyelesaian estimasi parameter (Cryer & Chan, 2008).

Setelah didapatkan estimasi parameter maka dilakukan pengujian hipotesis untuk pengujian signifikansi parameter model AR dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \phi_j = 0$$

$$H_1: \phi_j \neq 0$$

dengan statistik uji yang digunakan adalah:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_j}{SE(\hat{\phi}_j)} \quad (2.30)$$

dengan  $SE(\hat{\phi}_j)$  merupakan *standard error* dari parameter model AR.  $H_0$  ditolak apabila nilai statistik uji  $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, (n-n_p)}$ , dengan  $n$  merupakan banyaknya pengamatan dan  $n_p$  merupakan banyaknya parameter yang diestimasi. Sedangkan hipotesis yang digunakan untuk melakukan pengujian signifikansi parameter model MA adalah sebagai berikut.

$$H_0: \theta_j = 0$$

$$H_1: \theta_j \neq 0$$

dengan statistik uji yang digunakan adalah:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_j}{SE(\hat{\theta}_j)} \quad (2.31)$$

dengan  $SE(\hat{\theta}_j)$  merupakan *standard error* dari parameter model MA.  $H_0$  ditolak apabila nilai statistik uji  $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, (n-n_q)}$ , dengan  $n$  merupakan banyaknya pengamatan dan  $n_q$  merupakan banyaknya parameter yang diestimasi.

### 3. Cek Diagnosa

Model ARIMA dengan parameter yang signifikan juga harus memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Residual disebut *white noise* jika residual tersebut bersifat independen dengan residual yang tidak berkorelasi, mempunyai *mean nol* dan varians konstan. Untuk melakukan pengujian asumsi independen, dapat dilakukan dengan menggunakan *Ljung-Box test* dengan pengujian sebagai berikut.



$H_0$  :  $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = \dots = \rho_K = 0$  (residual independen)

$H_1$  : minimal ada satu nilai  $\rho_k \neq 0$  dengan  $k=1,2,\dots,K$  (residual tidak independen).

Perhitungan statistik uji  $Q$  dapat dilakukan menggunakan persamaan berikut.

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \quad (2.32)$$

$H_0$  akan ditolak apabila nilai  $Q > \chi^2_{K-p-q,\alpha}$ , dengan  $\hat{\rho}_k$  merupakan autokorelasi dari residual, nilai  $p$  adalah banyaknya parameter AR pada model,  $q$  adalah banyaknya parameter MA pada model,  $n$  adalah banyaknya pengamatan, dan  $\alpha$  adalah taraf signifikansi yang digunakan.

Selain residual bersifat independen, residual juga harus berdistribusi normal. Pengujian distribusi normal untuk residual dapat dilakukan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Berikut adalah hipotesis yang digunakan (Daniel, 1990) :

$H_0$ :  $F(a_t) = F_0(a_t)$  (Residual mengikuti distribusi normal)

$H_1$ :  $F(a_t) \neq F_0(a_t)$  (Residual tidak mengikuti distribusi normal)

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut

$$D = \text{Sup} |F(a_t) - F_0(a_t)| \quad (2.33)$$

dengan:

$F(a_t)$  = fungsi distribusi frekuensi kumulatif residual,

$F_0(a_t)$  = fungsi distribusi frekuensi kumulatif distribusi normal,

$\text{Sup}$  = nilai maksimum dari  $F(a_t) - F_0(a_t)$ .

Daerah penolakan apabila nilai  $D$  lebih besar dari nilai tabel Kolmogorov-Smirnov yaitu  $d_{n,\alpha}$  dengan  $n$  adalah banyaknya pengamatan dan  $\alpha$  adalah taraf signifikansi yang digunakan.

## 2.6 Fungsi Transfer

Fungsi transfer merupakan model yang didasarkan pada hubungan antara data deret waktu variabel respon (*output series*) dengan satu atau lebih variabel prediktor (*input series*) (Wei, 2006). Dengan kata lain fungsi transfer merupakan model yang menggambarkan nilai prediksi masa depan dari suatu variabel deret

waktu berdasarkan pada nilai-nilai masa lalunya dan atau berdasarkan pada satu atau lebih variabel deret waktu lain yang memiliki hubungan dengan deret waktu tersebut. Bentuk umum fungsi transfer untuk *input* tunggal ( $X_t$ ) dan *output* tunggal ( $Y_t$ ) adalah sebagai berikut.

$$y_t = v_0 x_t + v_1 x_{t-1} + v_2 x_{t-2} + \dots + n_t = v(B)x_t + n_t \quad (2.34)$$

dengan,  $y_t$  adalah deret *output* yang stasioner  $x_t$  adalah deret *input* yang stasioner, dan  $n_t$  adalah komponen *error* mengikuti model ARMA, dengan

$$v(B) = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)}, \text{ dan } n_t = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t \quad (2.35)$$

dimana

$$\omega_s(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s$$

= operator *moving average* orde  $s$ ,

$$\delta_r(B) = 1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r$$

= operator *autoregressive* orde  $r$ ,

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$$

= operator *moving average* orde  $q$ ,

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$$

= operator *autoregressive* orde  $P$

### 2.6.1 Identifikasi Model Fungsi Transfer

Tahapan dalam melakukan proses identifikasi bentuk model fungsi transfer adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

1. Mempersiapkan deret *input* dan *output*

Deret *input* dan *output* yang disiapkan haruslah deret yang sudah stasioner. Apabila deret belum stasioner baik dalam *mean* maupun varians, harus dilakukan proses *differencing* agar deret stasioner dalam *mean* dan proses transformasi agar deret stasioner dalam varians.

2. Melakukan *prewhitening* deret *input*

Dalam proses *prewhitening* atau pemutihan bertujuan untuk menjadikan deret *input* lebih mudah diatur dan menghilangkan seluruh pola yang ada sehingga deret menjadi *white noise*.

Identifikasi dari model *input* mengikuti model ARMA yang dapat dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_x(B)x_t = \theta_x(B)\alpha_t \quad (2.36)$$

dimana  $\phi_x(B)$  adalah operator autoregresif,  $\theta_x(B)$  adalah operator rata-rata bergerak (*moving average*) dan  $\alpha_t$  adalah deret *input* yang sudah *white noise* dengan *mean* 0 dan varians  $\sigma_\alpha^2$  yang merupakan hasil dari *prewhitening*.

### 3. Melakukan *prewhitening* deret *output*

Proses *prewhitening* juga dilakukan pada deret *output*  $y_t$ , agar fungsi transfer dapat memetakan  $x_t$  ke dalam  $y_t$ . Dalam melakukan *prewhitening* deret *output*, deret yang dihasilkan belum tentu deret yang *white noise*. Hal ini disebabkan deret *output* dimodelkan secara paksa dengan menggunakan model deret *input*. Berikut adalah persamaan untuk *prewhitening* deret *output*.

$$\beta_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} y_t \quad (2.37)$$

$\beta_t$  yaitu deret *output* yang telah mengalami *prewhitening* sedangkan  $y_t$  adalah deret *output* yang telah sesuai (Wei, 2006).

4. Penghitungan fungsi korelasi silang atau CCF (*crosscorrelation function*) dan autokorelasi untuk deret *input* dan *output* yang telah dilakukan *prewhitening*. CCF digunakan untuk mengukur tingkat hubungan antar nilai  $x$  pada waktu  $t$  dengan nilai  $y$  pada waktu  $t+k$  (Wei, 2006). Koefisien CCF dari *input*  $x_t$  dan *output*  $y_t$  untuk lag ke- $k$  didefinisikan sebagai berikut.

$$\hat{\rho}_{xy}(k) = \frac{\hat{\gamma}_{xy}(k)}{S_x S_y}, \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (2.38)$$

5. Penetapan  $(b, r, s)$  untuk model fungsi transfer yang menghubungkan deret *input* dan deret *output*

Tiga parameter kunci dalam model fungsi transfer adalah  $(b, r, s)$  dengan  $r$  menunjukkan derajat fungsi  $\delta(B)$ ,  $s$  menunjukkan derajat fungsi  $\omega(B)$ , dan  $b$  menunjukkan keterlambatan yang dicatat pada  $x_{t-b}$  pada persamaan:

$$y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} x_{t-b} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t \quad (2.39)$$

Berikut adalah aturan yang dapat digunakan untuk menduga nilai  $(r, s, b)$  dari suatu fungsi transfer (Wei, 2006).

- a. Nilai  $b$  menyatakan bahwa  $y_t$  mulai dipengaruhi oleh  $x_t$  pada periode  $t-b$ . Nilai  $b$  diperoleh dengan melihat plot CCF, yaitu mulai lag ke- $b$  yang signifikan pertama.
- b. Nilai  $s$  menyatakan seberapa lama deret  $y_t$  terus dipengaruhi oleh  $x_{t-b-1}, x_{t-b-2}, \dots, x_{t-b-s}$  sehingga dapat dikatakan bahwa nilai  $s$  adalah bilangan pada lag CCF sebelum terjadinya pola menurun.
- c. Nilai  $r$  menyatakan bahwa  $y_t$  dipengaruhi oleh masa lalunya

#### 6. Penaksiran awal deret *noise*

Bobot  $v$  diukur secara langsung dan menunjukkan dilakukannya penghitungan nilai taksiran pendahuluan dari deret gangguan  $n_t$

$$y_t = v(B)x_t + n_t \quad (2.40)$$

maka,

$$n_t = y_t - v_0 x_t - v_1 x_{t-1} - \dots - v_g x_{t-g} \quad (2.41)$$

dimana  $g$  adalah nilai praktis yang dipilih untuk meramalkan.

#### 7. Penetapan $(p_n, q_n)$ untuk model ARIMA $(p_n, 0, q_n)$ dari deret gangguan $n_t$

Nilai  $n_t$  dianalisis dengan cara ARIMA biasa untuk menentukan model ARIMA yang tepat sehingga diperoleh nilai  $(p_n, q_n)$ . Dengan cara ini fungsi  $\phi_n(B)$  dan  $\theta_n(B)$  untuk deret gangguan  $n_t$  dapat diperoleh untuk mendapatkan persamaan:

$$\phi_n(B)n_t = \theta_n(B)a_t \quad (2.42)$$

### 2.6.2 Penaksiran Parameter Model Fungsi Transfer

Setelah dilakukan identifikasi, maka diperoleh model fungsi transfer sebagai berikut (Wei, 2006).

$$y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} x_{t-b} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (2.43)$$

Kemudian dilakukan estimasi parameter  $\delta = (\delta_1, \dots, \delta_r)'$ ,

$\omega = (\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_s)'$ ,  $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_p)'$ ,  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_q)'$ , dan  $\sigma_a^2$ .

Persamaan (2.43) dapat ditulis sebagai berikut.

$$\delta_r(B)\phi(B)y_t = \phi(B)\omega_s(B)x_{t-b} + \delta_r(B)\theta(B)a_t, \quad (2.44)$$

atau,

$$c(B)y_t = d(B)x_{t-b} + e(B)a_t, \quad (2.45)$$

dengan,

$$c(B) = \delta(B)\phi(B) = (1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r)(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$$

$$= (1 - c_1 B - c_2 B^2 - \dots - c_{p+r} B^{p+r}),$$

$$d(B) = \phi(B)\omega(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(\omega_0 - \dots - \omega_s B^s)$$

$$= (d_0 - d_1 B - d_2 B^2 - \dots - c_{p+s} B^{p+s}),$$

$$e(B) = \delta(B)\theta(B) = (1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r)(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_q B^q)$$

$$= (1 - e_1 B - e_2 B^2 - \dots - e_{q+r} B^{q+r}),$$

maka,

$$a_t = y_t - c_1 y_{t-1} - \dots - c_{p+r} y_{t-p-r} - d_0 x_{t-b} - d_1 x_{t-b-1} - \dots - d_{d+s} x_{t-b-p-s} + e_1 a_{t-1} + \dots + e_{r+q} a_{t-r-q} \quad (2.46)$$

dengan  $c_i, d_j, e_k$  adalah fungsi dari  $\delta_i, \omega_j, \phi_k$  dan  $\theta_l$ . Dengan asumsi bahwa  $a_t$  deret *white noise*  $N(0, \sigma_a^2)$ , fungsi *conditional likelihood* sebagai berikut.

$$L(\delta, \omega, \phi, \sigma_a^2 | b, x, y, x_0, y_0, a_0) = (2\pi\sigma_a^2)^{-n/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{i=1}^n a_i^2\right], \quad (2.47)$$

dengan  $x_0, y_0, a_0$  adalah nilai-nilai yang sesuai untuk menghitung  $a_t$  pada persamaan (2.46). Secara umum, metode estimasi juga bisa digunakan untuk mengestimasi parameter  $\delta, \omega, \phi$  dan  $\sigma_a^2$ . Sebagai contoh, dengan mengatur nilai  $a$  yang tidak diketahui sama dengan nilai ekspektasi kondisional yaitu 0, estimasi kuadrat terkecil (*least square*) nonlinier dari parameter tersebut diperoleh dengan meminimumkan

$$S(\delta, \omega, \phi, \theta | b) = \sum_{t=t_0}^n a_t^2, \quad (2.48)$$

dengan  $t_0 = \max \{p+r+1, b+p+s+1\}$ .

Sejauh ini diasumsikan bahwa  $b$  tidak diketahui. Nilai yang diberikan untuk  $r, s, p$ , dan  $q$ , jika penduga dari  $b$  juga dibutuhkan maka persamaan (2.48) bisa dioptimasi untuk nilai-nilai dari  $b$ . Nilai  $b$  yang dipilih adalah nilai yang memberikan jumlah kuadrat minimum.

### 2.6.3 Pengujian Diagnostik Model Fungsi Transfer

Setelah mengidentifikasi model dan mengestimasi parameter, selanjutnya dilakukan pengujian kesesuaian model sebelum digunakan untuk peramalan, kontrol, dan tujuan lainnya. Pada model fungsi transfer, diasumsikan bahwa residual ( $a_t$ ) adalah *white noise* dan independen dari deret input  $x_t$ , maka dari itu deret *input* yang telah di-*prewhitening*  $\alpha_t$  juga bersifat independen. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui apakah model awal fungsi transfer yang telah terbentuk memenuhi asumsi atau tidak. Langkah-langkah dalam melakukan uji diagnostik model adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

1. Pengujian *cross-correlation* (CCF) antara residual model deret *noise* ( $a_t$ ) dengan deret *input* yang di-*prewhitening* ( $\alpha_t$ )

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui apakah deret *noise* dan deret *input* yang telah dilakukan *prewhitening* saling independen yaitu dengan cara menghitung CCF antara residual  $a_t$  dan  $\alpha_t$ . Model yang sesuai adalah model yang CCF  $\hat{\rho}_{xy}(k)$  antara residual  $a_t$  dan  $\alpha_t$  tidak menunjukkan pola tertentu dan terletak di antara  $2(n - k)^{-1/2}$ .

2. Pengujian autokorelasi untuk residual model deret *noise* ( $a_t$ ) yang menghubungkan deret *input* dan *output*.

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui kesesuaian model yaitu sudah memenuhi syarat *white noise*. Caranya yaitu melihat apakah ACF dan PACF dari residual tidak menunjukkan pola tertentu.

### 2.6.4 Penggunaan Model Fungsi Transfer untuk Peramalan

Pemodelan fungsi transfer dilakukan dengan cara memodelkan secara serentak seluruh variabel yang sudah diidentifikasi sebelumnya sehingga model menjadi:

$$y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b x_t + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t \quad (2.49)$$

Setelah model fungsi transfer yang sesuai diperoleh maka selanjutnya dapat digunakan untuk meramalkan nilai dari deret *output*  $y_t$  berdasarkan nilai masa lalu dari deret *output* itu sendiri dan deret *input*  $x_t$  yang memengaruhinya.

## 2.7 Evaluasi Kebaikan Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui seberapa baik model yang terbentuk telah dapat meramalkan kejadian pada beberapa periode kedepan. Dalam pendekatan *out-of-sample* pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan *error* dari hasil ramalan. Kriteria yang digunakan adalah *Root Mean Square Error Prediction* (RMSEP). RMSEP dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut (Ahmad dkk, 2015)

$$RMSEP = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l))^2} \quad (2.50)$$

dengan,

$Y_{n+l}$  = data *out-of-sample* yang ke- $l$  ( $l=1,2,\dots,L$ )

$\hat{Y}_n(l)$  = ramalan untuk data *out-of-sample* yang ke- $l$

$L$  = panjang data *out-of-sample*

## 2.8 Data Penginderaan Jarak Jauh (*Remote Sensing Data*)

Penginderaan jarak jauh adalah ilmu untuk memperoleh, mengolah dan menginterpretasi citra yang telah direkam yang berasal dari interaksi antara gelombang elektromagnetik dengan suatu objek. Penggunaan sensor radiasi elektromagnetik untuk merekam gambar lingkungan bumi dapat diinterpretasikan sehingga menghasilkan informasi yang berguna. Data dalam penelitian ini berasal dari *remote sensing* data yang diambil dari satelit tertentu dengan aturan-aturan yang berbeda. Berikut adalah *remote sensing* data yang akan digunakan dalam penelitian ini.

### 2.8.1 Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM)

Data TRMM adalah data precipitasi (curah hujan) yang didapat dari satelit meteorology TRMM (*Tropical Rainfall Measuring Mission*) dengan sensornya PR (*Precipitaion Radar*),

TMI (*TRMM Microwave Imager*), dan VIRS (*Visible and Infrared Scanner*), CERES (*Clouds and the Earth's Radiant Energy System*), dan LIS (*Lightning Imaging Sensor*). Satelit TRMM tersebut merupakan hasil kerjasama dua badan antariksa nasional, yaitu Amerika Serikat (NASA: National Aeronautics and Space Administration) dan Jepang (NASDA: National Space Development of Japan) yang sekarang berubah menjadi JAXA (Japan Aerospace Exploration Agency).

### **2.8.2 Global Fire Emissions Database (GFED)**

*Global Fire Emissions Database* (GFED) merupakan database yang menggabungkan informasi satelit tentang aktivitas kebakaran dan produktivitas vegetasi untuk memperkirakan luas area terbakar bulanan dan emisi kebakaran. Data GFED menyediakan data emisi global, luas area terbakar, dan pembakaran biomassa pada resolusi spasial  $0,25^\circ$  mulai pertengahan tahun 2000 hingga saat ini.

### **2.8.3 Modern-Era Retrospective analysis for Research and Application (MERRA-2)**

Versi kedua dari *Modern-Era Restrospective Analysis for Research and Applications* adalah *atmospheric reanalysis* yang dimulai oleh NASA pada tahun 1980. Data yang dikumpulkan oleh MERRA-2 memiliki karakteristik berupa *grid* dengan jumlah 576 titik pada bidang garis bujur dan 361 titik pada bidang lintang. Resolusi spasial data dari MERRA-2 adalah  $0,5^\circ \times 0,625^\circ$ . *Modern-Era Restrospective Analysis for Research and Applications Version 2* merupakan produk reanalisis yang berarti data yang tersedia merupakan hasil pengolahan atau koreksi dengan algoritma tertentu (Reichle *et al.*, 2017).

## **2.9 Kebakaran Lahan dan Hutan**

Pengertian kebakaran hutan dengan kebakaran lahan memiliki perbedaan, dimana perbedaannya terletak pada lokasi kejadiannya. Kebakaran yang terjadi di Kawasan hutan adalah kebakaran hutan, sedangkan kebakaran lahan adalah kebakaran yang terjadi diluar kawasan hutan (Purbawaseso, 2004). Kondisi iklim terutama pada periode dimana curah hujannya rendah merupakan salah satu pendorong terjadinya kebakaran.



Kerawanan terjadinya kebakaran hutan dan lahan gambut tertinggi tertaji pada musim kemarau dimana curah hujan sangat rendah dan intensitas matahari tinggi. Beberapa faktor cuaca dan iklim mempengaruhi kebakaran hutan dan lahan adalah suhu udara, kelembaban, kecepatan angin dan curah hujan.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB III METODOLOGI PENELITIAN

### 3.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian adalah data sekunder yang diperoleh dari <http://search.earthdata.nasa.gov>. Koordinat yang digunakan dalam penelitian ini sesuai dengan letak astronomis Kabupaten Pulang Pisau yaitu pada  $1^{\circ}32' - 3^{\circ}28'$  Lintang Selatan  $113^{\circ}33' - 114^{\circ}18'$  Bujur Timur. Data yang digunakan merupakan data bulanan mulai tahun 2000 sampai dengan 2014 menjadi data *in-sample* dan selebihnya yaitu data tahun 2015 sampai dengan tahun 2016 menjadi data *out-of-sample*.

### 3.2 Variabel Penelitian

Dalam penelitian ini digunakan 4 variabel *input* dan satu variabel *output*. Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Nama Variabel	Resolusi	Skala
$Y$	Luas Area Terbakar	$0,25^{\circ} \times 0,25^{\circ}$	Rasio
$X_1$	Curah Hujan	$0,25^{\circ} \times 0,25^{\circ}$	Rasio
$X_2$	Temperatur	$0,625^{\circ} \times 0,5^{\circ}$	Interval
$X_3$	Kecepatan Angin Lintang (V)	$0,625^{\circ} \times 0,5^{\circ}$	Rasio
$X_4$	Kecepatan Angin Bujur (U)	$0,625^{\circ} \times 0,5^{\circ}$	Rasio

### 3.3 Struktur Data

Struktur data secara umum yang digunakan dalam penelitian ini terdapat pada Tabel 3.2. Observasi yang digunakan berupa koordinat yang mewakili *grid* berukuran  $0,25^{\circ} \times 0,25^{\circ}$ .

**Tabel 3.2** Struktur Data Luas Area Tar

Tahun	Bulan	$Y_{i,t}$			$X_{1,i,t}$			$X_{2,i,t}$			$X_{3,i,t}$			$X_{4,i,t}$		
		$Y_{1,t}$	...	$Y_{32,t}$	$X_{1,1,t}$	...	$X_{1,32,t}$	$X_{2,1,t}$	...	$X_{2,32,t}$	$X_{3,1,t}$	...	$X_{3,32,t}$	$X_{4,1,t}$	...	$X_{4,32,t}$
2000	1	$Y_{1,1}$	...	$Y_{32,1}$	$X_{1,1,1}$	...	$X_{1,32,1}$	$X_{2,1,1}$	...	$X_{2,32,1}$	$X_{3,1,1}$	...	$X_{3,32,1}$	$X_{4,1,1}$	...	$X_{4,32,1}$
2000	2	$Y_{1,2}$	...	$Y_{32,2}$	$X_{1,1,2}$	...	$X_{1,32,2}$	$X_{2,1,2}$	...	$X_{2,32,2}$	$X_{3,1,2}$	...	$X_{3,32,2}$	$X_{4,1,2}$	...	$X_{4,32,2}$
2000	3	$Y_{1,3}$	...	$Y_{32,3}$	$X_{1,1,3}$	...	$X_{1,32,3}$	$X_{2,1,3}$	...	$X_{2,32,3}$	$X_{3,1,3}$	...	$X_{3,32,3}$	$X_{4,1,3}$	...	$X_{4,32,3}$
2000	4	$Y_{1,4}$	...	$Y_{32,4}$	$X_{1,1,4}$	...	$X_{1,32,4}$	$X_{2,1,4}$	...	$X_{2,32,4}$	$X_{3,1,4}$	...	$X_{3,32,4}$	$X_{4,1,4}$	...	$X_{4,32,4}$
2000	5	$Y_{1,5}$	...	$Y_{32,5}$	$X_{1,1,5}$	...	$X_{1,32,5}$	$X_{2,1,5}$	...	$X_{2,32,5}$	$X_{3,1,4}$	...	$X_{3,32,4}$	$X_{4,1,4}$	...	$X_{4,32,5}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2016	12	$Y_{1,204}$	...	$Y_{32,204}$	$X_{1,1,204}$	...	$X_{1,32,204}$	$X_{2,1,204}$	...	$X_{2,32,204}$	$X_{3,1,204}$	...	$X_{3,32,204}$	$X_{4,1,204}$	...	$X_{4,32,204}$

Keterangan :

$Y_{i,t}$  = Luas area terbakar pada grid  $-i$  bulan- $t$  (hektar)

$X_{1,i,t}$  = Curah hujan pada grid  $-i$  bulan- $t$  (mm/bulan)

$X_{2,i,t}$  = Temperatur pada grid  $-i$  bulan- $t$  (K)

$X_{3,i,t}$  = Kecepatan angin Lintang pada grid  $-i$  bulan- $t$  (m/s)

$X_{4,i,t}$  = Kecepatan angin Bujur pada grid  $-i$  bulan- $t$  (m/s)

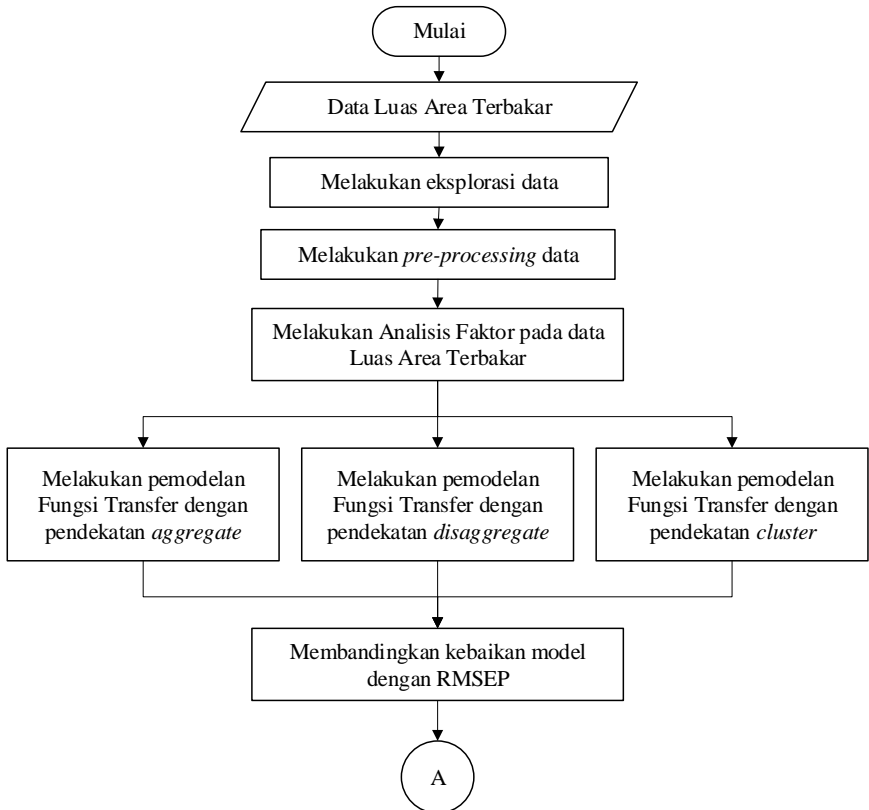
### 3.4 Langkah Analisis

Langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

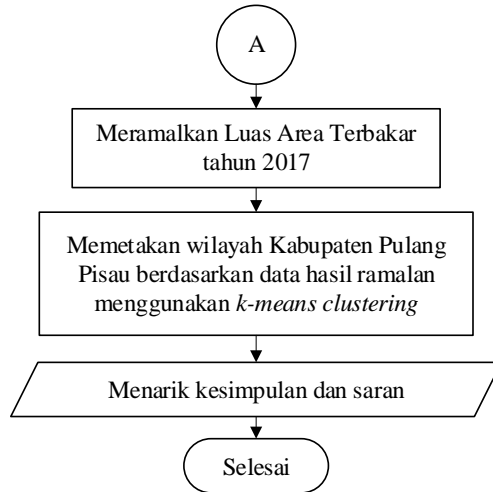
1. Melakukan eksplorasi luas area kebakaran di Kabupaten Pulang Pisau
2. Melakukan *preprocessing* data untuk menyamakan resolusi spasial variabel menjadi  $0,25^\circ \times 0,25^\circ$ .
3. Melakukan Analisis Faktor pada data luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau.
4. Membagi data *training* dan *testing*.
5. Mempersiapkan data untuk masing-masing pendekatan *aggregate*, *disaggregate* dan *cluster analysis*.
6. Identifikasi bentuk model Fungsi Transfer.
  - a. Mempersiapkan deret *input* dan *output*.
  - b. Pemutihan deret *input*.
  - c. Pemutihan deret *output*.
  - d. Perhitungan korelasi silang (*cross correlation*) dan autokorelasi untuk deret *input* dan *output* yang telah diputihkan.
  - e. Penetapan nilai  $r$  (nilai pada *cross correlation* yang menyatakan bahwa  $y_t$  dipengaruhi oleh masa lalunya), nilai  $s$  adalah nilai pada *cross correlation* yang menunjukkan seberapa lama deret  $Y_t$  terus dipengaruhi oleh  $x_{t-b-1}, \dots, x_{t-b-s}$ , dan nilai  $b$  yaitu nilai yang menyatakan bahwa  $y_t$  dipengaruhi oleh  $x_t$  sampai periode  $t + b$ .
  - f. Penaksiran awal deret noise ( $n_t$ ) dan perhitungan ACF dan PACF dari deret noise ( $n_t$ )
  - g. Penetapan  $(p_n, q_n)$  untuk model ARIMA( $p_n, 0, q_n$ ) dari deret noise ( $n_t$ )
7. Penaksiran Parameter Model Fungsi Transfer
8. Uji Diagnosis Model Fungsi Transfer
  - a. Perhitungan auto korelasi untuk nilai residual ( $a_t$ )

- b. Menghitung CCF antara  $\alpha_t$  dan  $\alpha_{t-1}$ . Apabila autokorelasi untuk  $\alpha_t$  dan CCF telah nol maka model yang diperoleh merupakan model fungsi transfer yang sesuai.
9. Penggunaan Model Fungsi Transfer Untuk Peramalan
10. Membandingkan kebaikan model dengan RMSEP
11. Pemetaan wilayah Kabupaten Pulang Pisau berdasarkan data peramalan menggunakan model terbaik.
12. Menarik kesimpulan dan saran

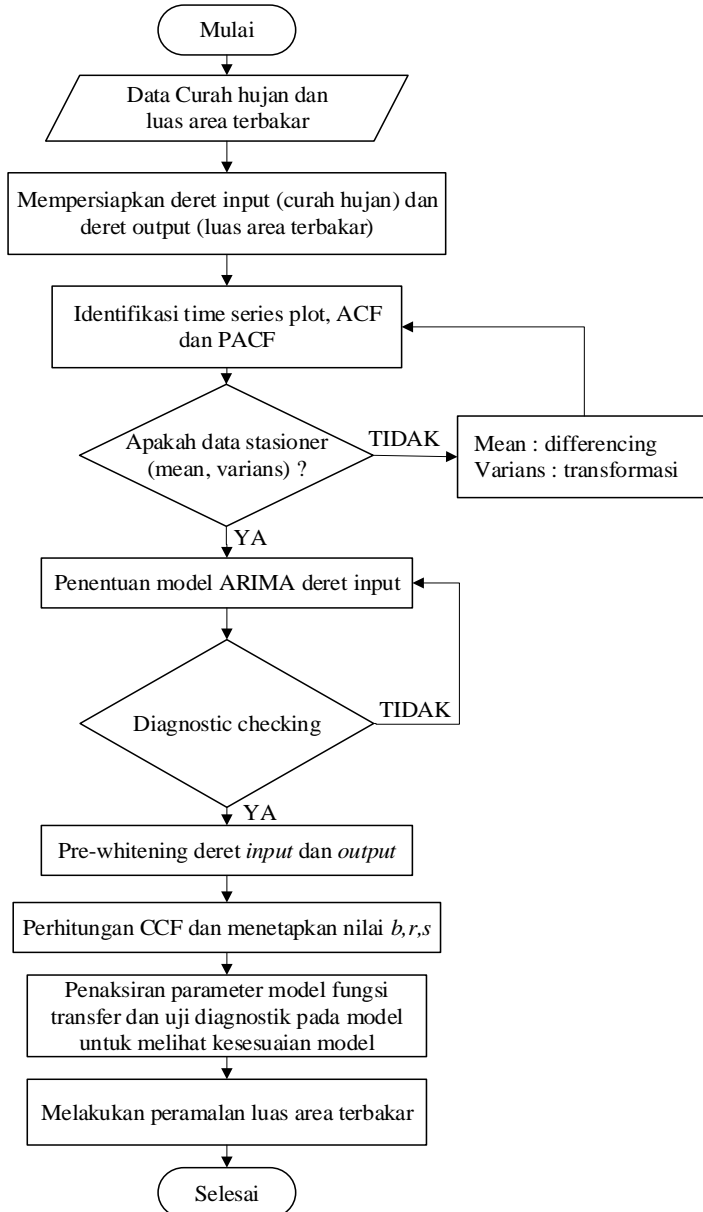
Langkah-langkah di atas dapat digambarkan dengan diagram alir yang disajikan pada Gambar 3.1.



**Gambar 3.1** Diagram Alir Penelitian



**Gambar 3.1** Diagram Alir Penelitian (lanjutan)



**Gambar 3.2** Langkah-Langkah Peramalan Metode Fungsi Transfer

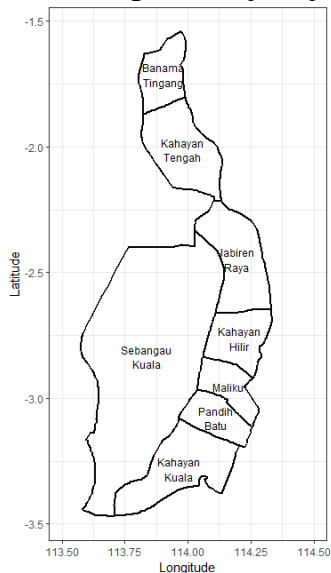


## BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini dilakukan peramalan luas area terbakar yang dipengaruhi oleh curah hujan, temperatur udara dan kecepatan angin di Kabupaten Pulang Pisau Kalimantan Tengah. Metode yang digunakan dalam analisis adalah metode Fungsi Transfer *single input* menggunakan pendekatan *agregat* (total), *disagregate* (grid) dan *cluster* (kelompok). Kemudian akan dilakukan perbandingan kebaikan hasil model peramalan dari setiap pendekatan antar variabel *input* menggunakan nilai *Root Mean Square Error Prediction* (RMSEP).

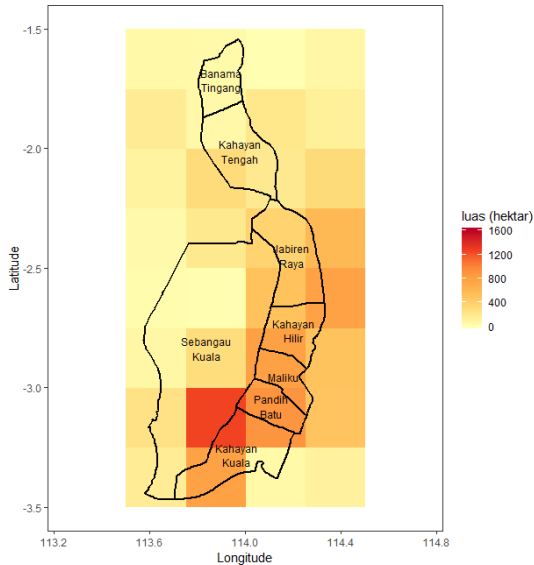
### 4.1 Karakteristik Data Luas Area Terbakar di Kabupaten Pulang Pisau

Kabupaten Pulang Pisau adalah salah satu kabupaten di provinsi Kalimantan Tengah. Wilayah ini berada pada koordinat  $1^{\circ}32' - 3^{\circ}28'$  Lintang Selatan dan  $113^{\circ}33' - 114^{\circ}18'$  Bujur Timur serta memiliki luas wilayah 899.700 ha. Pembagian daerah administrasi Kabupaten Pulang Pisau seperti pada Gambar 4.1.



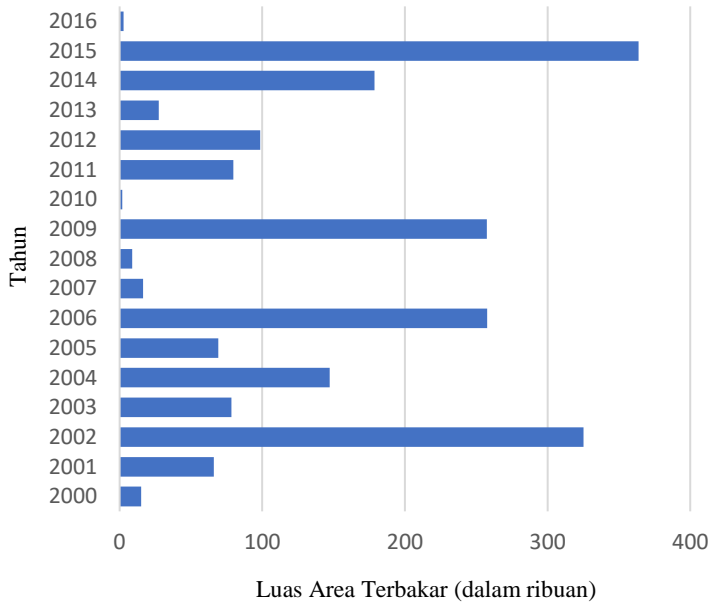
**Gambar 4.1** Peta Kabupaten Pulang Pisau

Kebakaran hutan dan lahan terjadi setiap tahun di Kabupaten Pulang Pisau, khususnya pada musim kemarau (kering). Penyebab kebakaran hutan dan lahan di Pulang Pisau disebabkan oleh faktor manusia dan faktor alam. Faktor alam yang diduga menjadi penyebab kebakaran hutan dan lahan adalah curah hujan, temperatur dan kecepatan angin. Berikut merupakan peta sebaran kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Pulang Pisau.



**Gambar 4.2** Peta Sebaran Kebakaran Hutan dan Lahan di Pulang Pisau

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa mulai tahun 2000 sampai 2016 kebakaran paling sering terjadi di wilayah Pulang Pisau bagian selatan dan timur. Kecamatan Jabiren Raya, Kahayan Hilir, Maliku, Pandiri Batu, Kahayan Kuala dan sebagian kecil dari Kecamatan Sebangau Kuala merupakan daerah yang sering terjadi kebakaran. Hampir setiap tahun wilayah-wilayah ini mengalami kabaran hutan dan lahan. Sedangkan wilayah Kabupaten Pulang Pisau bagian utara dan barat memiliki tingkat kebakaran hutan dan lahan yang cukup rendah dibanding wilayah lain. Berikut merupakan grafik yang menampilkan luas area kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Pulang Pisau mulai tahun 2000 sampai 2014.

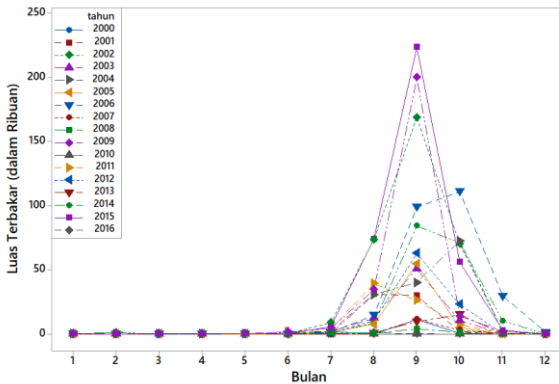


**Gambar 4.3** Luas Area Terbakar di Pulang Pisau

Gambar 4.3 menunjukkan bahwa kejadian kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Pulang Pisau memiliki pola yang fluktuatif atau tidak stabil. Seperti yang terjadi pada tahun 2009 dimana kejadian kebakaran naik sangat signifikan apabila dibandingkan dengan tahun sebelumnya. Pada tahun 2009 sebanyak 257.000 ha lahan terbakar di Kabupaten Pulang Pisau. Sedangkan pada tahun sebelumnya luas kebakaran hutan dan lahan hanya sebanyak 8000 ha. Pada tahun 2010 luas kebakaran hutan dan lahan kembali menurun signifikan menjadi 1700 ha. Kondisi ini menunjukkan bahwa kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Pulang Pisau memiliki pola yang fluktuatif. Kebakaran terbesar terjadi pada tahun 2015 dimana pada tahun ini luas lahan terbakar mencapai 360.000 ha hingga mengalami kasus kabut asap paling pekat sepanjang sejarah.

Kejadian kebakaran hutan dan lahan sering terjadi pada musim kemarau atau mempunyai pola musiman (*seasonal*). Hal ini dapat dilihat pada Gambar 4.4 yang menunjukkan bahwa kasus

kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Pulang Pisau paling sering terjadi pada bulan Agustus sampai dengan bulan Oktober dimana pada bulan-bulan tersebut merupakan musim kemarau. Sedangkan bulan Desember hingga bulan Juni tingkat kebakaran hutan dan lahan di Pulang Pisau cenderung rendah. Hal ini disebabkan pada bulan-bulan tersebut adalah musim hujan yang memiliki curah hujan yang tinggi. Tingkat kebakaran yang paling tinggi berada pada bulan September dengan rata-rata 56.000 ha hutan dan lahan terbakar. Sedangkan tingkat kebaran hutan dan lahan paling rendah pada bulan April dengan rata-rata 75 ha hutan dan lahan terbakar.

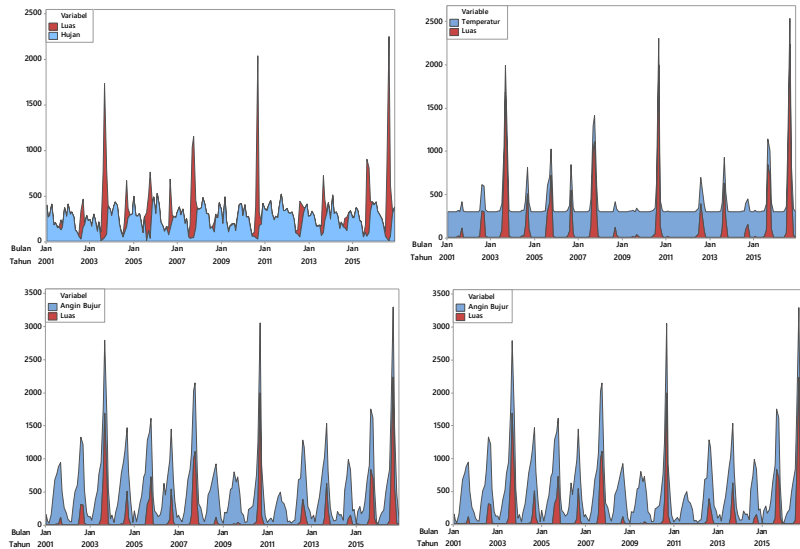


**Gambar 4.4** Rata-Rata Luas Area Terbakar di Pulang Pisau Setiap Bulan

Dalam melakukan peramalan luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau, variabel *input* yang digunakan adalah curah hujan, temperatur dan kecepatan angin. Berikut merupakan karakteristik data untuk variabel *input* dan *output*.

**Tabel 4.1** Karakteristik Data Variabel *Input* dan *Ouput*

Variabel	Mean	StDev	Minimum	Median	Maksimum
luas	9043	26336	0	267	199853
hujan	244.01	124.78	11.74	261.56	526.31
temperatur	26.924	0.516	25.794	26.905	28.392
anginV	0.4295	0.3178	0.0121	0.3530	1.1092
anginU	0.6035	0.2728	0.0266	0.6815	1.1067



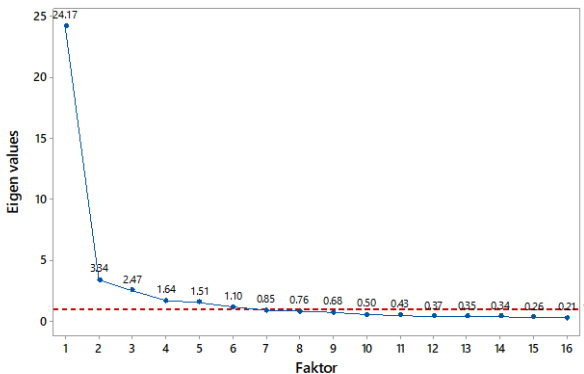
**Gambar 4.5** Plot Luas Area Terbakar dengan Variabel Input (a) Curah Hujan (b) Temperatur (c) Kecepatan Angin Lintang (d) Kecepatan Angin Bujur

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau sebesar 9.043 ha. Namun variabel ini mempunyai standar deviasi yang tinggi yaitu sebesar 26.336 yang artinya data tidak homogen. Hal ini juga dapat dilihat pada Gambar 4.5 yang menunjukkan bahwa plot luas area terbakar mulai tahun 2000 cenderung naik turun secara musiman (*seasonal*). Hal yang menyebabkan nilai standar deviasi luas area terbakar yang tinggi adalah kenaikan pada saat bulan tertentu seperti pada bulan September 2002 yang terlalu besar. Lebih dari 150.000 ha lahan dan hutan terbakar pada saat itu.

Rata-rata curah hujan di Kabupaten Pulang Pisau adalah 244 mm/bulan. Hal ini sesuai dengan fakta bahwa wilayah ini termasuk daerah beriklim tropis dan lembab. Pada Gambar 4.5 menunjukkan bahwa pola curah hujan di Kabupaten Pulang Pisau naik turun secara musiman (*seasonal*). Pada gambar tersebut terlihat bahwa ketika curah hujan tinggi maka luas area terbakar rendah, dan juga sebaliknya. Hal ini menunjukkan bahwa kebakaran hutan dan lahan cenderung terjadi pada saat curah hujan rendah (kemarau). Pada

gambar juga menunjukkan bahwa kebakaran terjadi ketika temperatur tinggi yang artinya kedua variabel saling berhubungan. Pada plot kecepatan angin terlihat bahwa pada saat kecepatan angin tinggi belum tentu luas area terbakar juga tinggi. Hal ini menunjukkan kurang adanya hubungan antara kecepatan angin dengan luas area terbakar.

Luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau diduga memiliki hubungan antara wilayah satu dengan wilayah yang lain. Ketika ada kejadian kebakaran pada suatu wilayah tertentu, maka wilayah yang berada di sekitar tempat terjadinya kebakaran akan rentan ikut terbakar juga. Maka dilakukan analisis faktor untuk membuktikan bahwa luas area terbakar antar wilayah di Kabupaten Pulan Pisau memiliki hubungan atau tidak. Berikut merupakan *scree plot* hasil analisis faktor.



**Gambar 4.6** *Scree Plot* Hasil Analisis Faktor

Gambar 4.6 menunjukkan bahwa komponen yang mempunyai nilai *eigen values* lebih dari 1 hanya sampai 6 komponen. Sedangkan mulai komponen 7 mempunyai nilai *eigen values* dibawah 1. Berdasarkan hasil analisis tersebut didapatkan bahwa luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau dapat dibagi menjadi 6 wilayah yang miliki karakteristik yang sama dalam satu wilayah. Langkah selanjutnya adalah menentukan wilayah (grid) kedalam faktor yang terbentuk. Berikut merupakan nilai *factor loading* yang menjelaskan korelasi antara faktor dengan masing-masing wilayah (grid).

Tabel 4.2 Tabel Matriks Komponen

Grid	Faktor					
	1	2	3	4	5	6
1	0,659	0,087	0,347	0,392	-0,069	-0,423
2	0,672	0,587	0,081	-0,181	0,228	-0,232
3	0,770	0,349	0,154	-0,128	-0,088	0,006
4	0,561	0,458	0,418	0,133	-0,127	0,159
5	0,490	0,437	0,426	-0,149	-0,124	0,506
6	0,759	-0,343	-0,056	0,045	-0,272	-0,021
7	0,817	-0,312	-0,064	-0,089	0,216	0,204
8	0,773	-0,231	-0,312	0,124	0,179	0,086
9	<b>0,656</b>	0,065	0,006	<b>0,656</b>	0,040	-0,081
10	0,820	0,133	-0,117	0,103	0,148	-0,189
11	0,778	0,499	-0,229	-0,116	0,161	-0,108
12	0,609	0,679	0,078	-0,048	0,131	0,009
13	0,811	-0,194	0,286	-0,197	0,269	0,119
14	0,863	-0,288	0,121	-0,240	-0,032	-0,115
15	0,718	-0,350	0,123	-0,025	-0,321	-0,049
16	0,739	-0,297	-0,475	0,042	-0,022	0,185
17	0,606	0,116	0,025	0,415	-0,264	0,345
18	0,937	0,085	-0,172	0,067	0,083	-0,018
19	0,898	0,129	-0,277	-0,093	-0,032	-0,097
20	0,932	0,148	-0,095	-0,077	-0,085	-0,104
21	0,916	-0,095	0,005	-0,136	0,098	0,228
22	0,736	-0,252	0,248	0,118	-0,301	-0,167
23	0,667	-0,601	0,202	-0,137	0,002	-0,070
24	0,316	-0,246	0,201	0,538	0,515	0,212
25	0,738	0,117	-0,341	0,127	-0,076	0,068
26	0,915	0,130	-0,199	0,099	-0,094	-0,035
27	0,871	0,229	-0,276	-0,032	-0,078	-0,076
28	0,876	-0,232	-0,248	-0,078	-0,009	0,061
29	0,930	0,031	-0,011	-0,142	-0,077	0,058
30	0,885	-0,061	0,106	-0,193	-0,101	0,097
31	0,842	-0,207	0,397	0,017	-0,002	-0,108
32	0,710	-0,320	0,300	-0,195	0,319	-0,150

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa terdapat beberapa grid yang mempunyai korelasi yang sama kuat antar faktor, seperti pada grid 9 yang memiliki nilai korelasi yang sama antara faktor 1 dan 4. Karena masih sulit untuk memutuskan masuk kedalam faktor yang

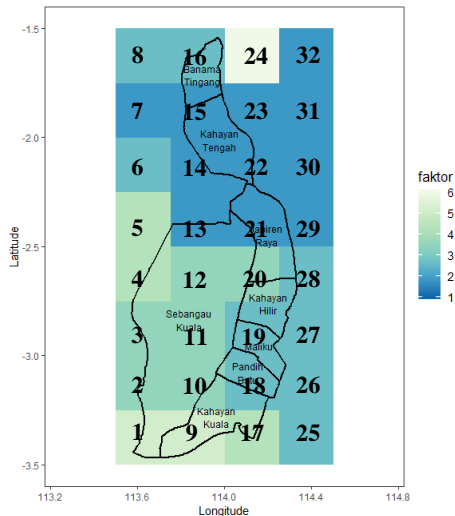
mana untuk grid tersebut, maka langkah selanjutnya adalah melakukan rotasi faktor untuk dapat memilih faktor dengan optimum.

**Tabel 4.3** Tabel Rotasi Matriks Komponen

Grid	Faktor					
	1	2	3	4	5	6
1	0,358	0,065	0,397	0,084	<b>0,755</b>	0,182
2	0,190	0,107	<b>0,925</b>	0,169	0,100	0,017
3	0,342	0,271	<b>0,599</b>	0,413	0,192	-0,070
4	0,147	0,028	0,450	<b>0,649</b>	0,323	0,091
5	0,193	0,036	0,346	<b>0,863</b>	-0,053	0,017
6	0,569	<b>0,571</b>	0,020	0,111	0,329	-0,055
7	<b>0,642</b>	0,560	0,192	0,124	-0,068	0,289
8	0,394	<b>0,711</b>	0,215	-0,034	0,075	0,301
9	0,090	0,425	0,252	0,132	<b>0,629</b>	0,456
10	0,329	0,471	<b>0,576</b>	0,014	0,279	0,181
11	0,126	0,461	<b>0,841</b>	0,134	0,057	0,015
12	0,013	0,161	<b>0,816</b>	0,391	0,096	0,064
13	<b>0,773</b>	0,236	0,334	0,245	-0,033	0,280
14	<b>0,810</b>	0,385	0,280	0,083	0,153	-0,035
15	<b>0,652</b>	0,410	0,000	0,174	0,351	-0,115
16	0,351	<b>0,869</b>	0,072	-0,006	0,008	0,111
17	0,063	0,506	0,068	<b>0,541</b>	0,383	0,194
18	0,390	<b>0,635</b>	0,526	0,141	0,214	0,168
19	0,362	<b>0,660</b>	0,563	0,079	0,160	-0,056
20	0,438	0,553	<b>0,569</b>	0,189	0,253	-0,058
21	<b>0,609</b>	0,554	0,351	0,313	-0,014	0,174
22	<b>0,617</b>	0,300	0,089	0,185	0,534	-0,042
23	<b>0,870</b>	0,281	-0,060	-0,019	0,149	0,092
24	0,205	0,112	-0,040	0,069	0,157	<b>0,845</b>
25	0,143	<b>0,701</b>	0,362	0,143	0,188	0,055
26	0,317	<b>0,667</b>	0,486	0,188	0,309	0,039
27	0,261	<b>0,651</b>	0,584	0,140	0,206	-0,065
28	0,548	<b>0,719</b>	0,249	0,059	0,077	0,060
29	<b>0,547</b>	0,540	0,445	0,294	0,144	-0,021
30	<b>0,637</b>	0,449	0,346	0,337	0,117	-0,033
31	<b>0,767</b>	0,193	0,272	0,233	0,374	0,165
32	<b>0,828</b>	0,107	0,305	-0,026	0,054	0,254



Tabel 4.3 menunjukkan bahwa wilayah (grid) yang berada pada kategori faktor 1 adalah grid 7, 13, 14, 15, 21, 22, 23, 29, 30, 31 dan 32. Wilayah (grid) yang berada pada kategori faktor 2 adalah grid 6, 8, 16, 18, 19, 25, 26, 27 dan 28. wilayah (grid) kategori faktor 3 adalah grid 2, 3, 10, 11, 12 dan 20. wilayah (grid) kategori faktor 4 adalah grid 4, 5 dan 17. wilayah (grid) kategori faktor 5 adalah grid 1 dan 9. Sedangkan wilayah (grid) yang berada pada kategori faktor 6 adalah grid 24. Hal ini menunjukkan wilayah yang letaknya berdekatan cenderung memiliki karakteristik yang sama. Untuk pemetaan faktor wilayah lebih jelas dijelaskan pada Gambar 4.7. Dapat disimpulkan bahwa kebakaran hutan dan lahan yang berada pada wilayah ini dapat diduga saling terkait antar wilayah.



**Gambar 4.7** Peta Pulang Pisau Berdasarkan Analisis Faktor

## 4.2 Pemodelan Luas Area Terbakar di Kabupaten Pulang Pisau

Pada subbab ini akan menjelaskan mengenai pemodelan luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau menggunakan fungsi transfer *single input* pada masing-masing pendekatan setiap variabel.

#### 4.2.1 Pendekatan *Aggregate* (Total)

Pada bagian ini akan dilakukan pemodelan luas area terbakar berdasarkan masing-masing variabel input menggunakan pendekatan *aggregate* (total). Pendekatan ini dilakukan dengan cara menjumlahkan nilai pada tiap grid sebelum dilakukan pemodelan. Ada beberapa tahapan dalam pembentukan pemodelan fungsi transfer yaitu identifikasi model, pembentukan model awal, estimasi model dan uji diagnostik model. Berikut ini merupakan pemodelan fungsi transfer luas area terbakar dengan masing-masing variabel *input* di Kabupaten Pulang Pisau.

##### A. Tahap Identifikasi Model Fungsi Transfer

Identifikasi model awal dilakukan dengan pemeriksaan *time series plot*, ACF dan PACF variabel *input*.

##### 1. Identifikasi Model Deret *Input*

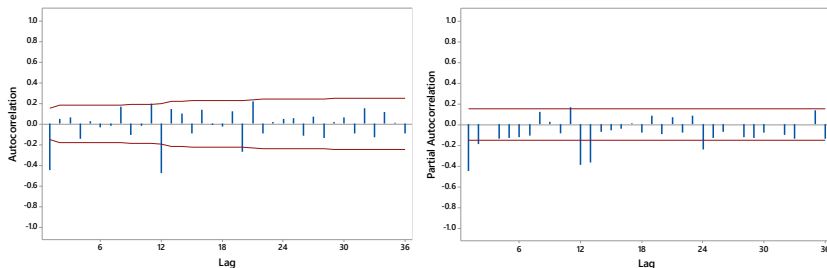
Tahap pemodelan model *input* diawali dengan melakukan identifikasi stasioneritas data. Sebelum melakukan pemodelan, data deret input harus stasioner dalam *mean* dan *varians*. Untuk mengatasi data yang tidak stasioner dalam *mean* dapat dilakukan *differencing* pada data, dan transformasi apabila tidak stasioner dalam *varians*. Untuk melihat stasioneritas data digunakan nilai *rounded value* optimum pada transformasi *box cox*. Berikut merupakan nilai *rounded value* optimum pada masing-masing variabel *input*.

**Tabel 4.4** Transformasi Box Cox

Variabel	<i>Rounded Value</i> Optimum
Curah Hujan	0,5
Temperatur	1
Kecepatan Angin Lintang	0,5
Kecepatan Angin Bujur	1

Tabel 4.4 diketahui bahwa nilai *rounded value* variabel temperatur dan kecepatan angin lintang sudah bernilai 1 yang artinya data sudah stasioner dalam *varians*. Sedangkan untuk variabel curah hujan dan kecepatan angin lintang belum stasioner dalam *varians* karena nilai *rounded value* dari transformasi *box cox* tidak bernilai 1 sehingga perlu dilakukan transformasi pada

variabel yang belum stasioner. Selain itu juga dilakukan *differencing* pada yaitu *lag* 1 serta *lag* 12 untuk mengatasi tidak *stasioner* dalam *mean*. Berikut merupakan plot ACF dan PACF variabel curah hujan yang sudah stasioner dalam *mean* dan *varians*.



**Gambar 4.8** Plot ACF dan PACF Data Curah Hujan Hasil Transformasi dan *Differencing*.

Identifikasi order dari ARIMA dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF dari data. Gambar 4.8 menunjukkan bahwa *lag* yang signifikan pada ACF adalah *lag* ke-1,12,20 dan *lag* yang signifikan pada PACF adalah *lag* ke-1,12,13, dan 25. Diperoleh model dugaan awal adalah ARIMA([1,12,13,25],1,0)(0,1,0)<sup>12</sup> dan ARIMA(0,1, [1,12,20])(0,1,0)<sup>12</sup>. Setelah dilakukan seleksi parameter yang signifikan serta residual *white noise*, diperoleh model terbaik adalah model ARIMA([1,20],1,0)(0,1,1)<sup>12</sup> dengan estimasi parameter dijelaskan pada Tabel 4.3.

Parameter	Estimasi	SE	T	P-value
$\Theta_1$	0,819	0,0477	17,16	<0,0001
$\phi_1$	-0,488	0,0667	-7,32	<0,0001
$\phi_{20}$	-0,188	0,0697	-2,71	0,0075

Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa semua parameter dalam model ARIMA([1,20],1,0)(0,1,1)<sup>12</sup> telah signifikan dan selanjutnya dilakukan tahap cek diagnosa dengan menggunakan Uji Ljung-Box. Berikut merupakan hasil cek diagnosa residual model *input* curah hujan.

**Tabel 4.6** Cek Diagnosa Residual Model *Input* Curah Hujan

Model ARIMA	White Noise		
	Lag	Chi-Square	P-value
([1,20],1,0)(0,1,1) <sup>12</sup>	12	13,95	0,1240
	18	18,33	0,2458
	24	20,90	0,4648
	30	24,70	0,5915

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa sampai dengan *lag* ke-30, residual dari model input curah hujan telah memenuhi asumsi *white noise* karena *p-value* lebih dari  $\alpha = 0,05$ . Selain itu pada *normality test* dengan *Kolmogorov-Smirnov* (KS) didapatkan *p-value* lebih besar daripada 0,15. Dapat disimpulkan bahwa residual dari model ARIMA deret input curah hujan telah memenuhi asumsi distribusi normal.

Pemodelan untuk deret *input* yang lain yaitu temperatur, kecepatan angin lintang dan kecepatan angin bujur dengan ARIMA dilakukan dengan cara yang sama seperti pemodelan deret *input* curah hujan. Model ARIMA dari masing-masing deret *input* ditunjukkan oleh Tabel 4.7.

**Tabel 4.7** Model ARIMA Masing-Masing Deret *Input*

Variabel	Model ARIMA	Residual	
		White Noise	Distribusi Normal
Curah Hujan	([1,20],1,0)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
Temperatur	(0,1,2)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
Kecepatan Angin Lintang	(1,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
Kecepatan Angin Bujur	(0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya

## 2. Prewhitening Deret *Input* dan *Output*

Setelah dilakukan tahap identifikasi, maka model yang sesuai untuk deret input variabel curah hujan adalah ARIMA([1,20],1,[12])(0,1,0)<sup>12</sup>, karena telah memenuhi signifikansi parameter dan residual sudah memenuhi asumsi *white noise*. Secara matematis, model tersebut dapat ditulis sebagai berikut.

$$\alpha_{1t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1+0,488B+0,188B^{20})}{(1-0,819B^{12})} X_{1t} \quad (4.1)$$

Dengan cara yang sama seperti yang dilakukan pada deret *input* curah hujan, maka dapat diperoleh model persamaan untuk deret *input* temperatur, kecepatan angin lintang dan kecepatan angin bujur. Secara matematis model persamaan tersebut dapat ditulis sebagai berikut.

$$\alpha_{2t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})}{(1-0,228B-0,418B^2)(1-0,861B^{12})} X_{2t} \quad (4.2)$$

$$\alpha_{3t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1-0,395B)}{(1-0,891B)(1-0,729B^{12})} X_{3t} \quad (4.3)$$

$$\alpha_{4t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})}{(1-0,824B)(1-0,719B^{12})} X_{4t} \quad (4.4)$$

Untuk menjaga integritas model fungsi transfer, maka transformasi *prewhitening* yang dilakukan untuk deret *input* juga dilakukan pada deret *output*, sehingga dengan mengikuti model deret *input* curah hujan adalah ARIMA([1,20],1,[12])(0,1,0)<sup>12</sup>, maka *prewhitening* deret *output* menghasilkan persamaan sebagai berikut.

$$\beta_{1t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1+0,488B+0,188B^{20})}{(1-0,819B^{12})} Y_{1t} \quad (4.5)$$

Dengan cara yang sama seperti yang dilakukan pada deret *input* curah hujan, maka untuk deret *input* temperatur, kecepatan angin lintang dan kecepatan angin bujur didapatkan model persamaan sebagai berikut.

$$\beta_{2t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})}{(1-0,228B-0,418B^2)(1-0,861B^{12})} Y_{2t} \quad (4.6)$$

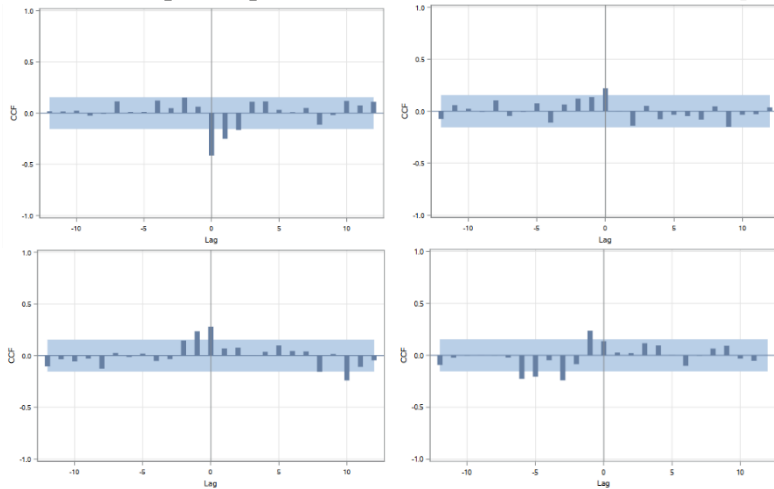
$$\beta_{3t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1-0,395B)}{(1-0,891B)(1-0,729B^{12})} Y_{3t} \quad (4.7)$$

$$\beta_{4t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})}{(1-0,824B)(1-0,719B^{12})} Y_{4t} \quad (4.8)$$

## B. Tahap Pembentukan Model Awal

Tahap ini dilakukan setelah tahap identifikasi. Pada tahap pembentukan model fungsi transfer awal ini dilakukan dengan cara

penentuan nilai (b,r,s) pada model fungsi transfer. Penentuan nilai b,r,s dalam menduga model fungsi transfer dapat dilihat dari plot *cross-correlation* (CCF) untuk masing-masing variabel input. Berikut merupakan plot *cross-correlation* untuk variabel *input*



curah hujan.

**Gambar 4.9** Plot CCF Masing Masing Variabel *Input* (a)Curah Hujan (b)Temperatur (c)Kecepatan Angin Lintang (d)Kecepatan Angin Bujur

Gambar 4.9 menunjukkan bahwa *lag* yang signifikan pada CCF curah hujan adalah *lag* 0,1, dan 2. Hal ini memiliki makna bahwa luas area terbakar pada bulan ini memiliki keterkaitan atau dipengaruhi oleh curah hujan bulan ini, 1 bulan sebelumnya dan 2 bulan yang lalu. Untuk variabel temperatur mempunyai *lag* yang signifikan hanya pada *lag* 0. Hal ini memiliki makna bahwa luas area terbakar pada bulan ini memiliki keterkaitan atau dipengaruhi oleh temperatur bulan ini. Untuk variabel kecepatan angin lintang mempunyai *lag* yang signifikan pada *lag* 0 dan *lag* 10. Hal ini memiliki makna bahwa luas area terbakar pada bulan ini memiliki keterkaitan atau dipengaruhi oleh kecepatan angin bulan lintang ini bulan ini dan 10 bulan sebelumnya. Sedangkan variabel kecepatan angin bujur tidak memiliki hubungan dengan luas area terbakar. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 4.9 dimana tidak ada *lag* yang keluar pada plot CCF untuk variabel kecepatan angin bujur. Dapat

diartikan bahwa luas area terbakar tidak dipengaruhi oleh variabel kecepatan angin bujur. Untuk *lag* yang signifikan pada *lag* negatif dapat diabaikan. Hal ini dikarenakan dalam metode fungsi transfer *lag* negatif sama dengan nol. Berdasarkan plot CCF didapatkan nilai *b,r,s* sebagai berikut.

**Tabel 4.8** Nilai *b,r,s* pada Variabel *Input*

Variabel	Nilai ( <i>b,r,s</i> )
Curah Hujan	( <i>b</i> =0, <i>r</i> =0, <i>s</i> =2)
Temperatur	( <i>b</i> =0, <i>r</i> =0, <i>s</i> =0)
Kecepatan Angin Lintang	( <i>b</i> =0, <i>r</i> =0, <i>s</i> =[10])
Kecepatan Angin Bujur	(tidak ada hubungan)

### C. Tahap Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Pada tahap ini dicari taksiran parameter model fungsi transfer untuk variabel *input*. Estimasi parameter model fungsi transfer dilakukan dengan menggunakan *conditional least square*. Nilai estimasi model fungsi transfer dari variabel *input* curah hujan ditunjukkan pada Tabel 4.7.

**Tabel 4.9** Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer Curah Hujan

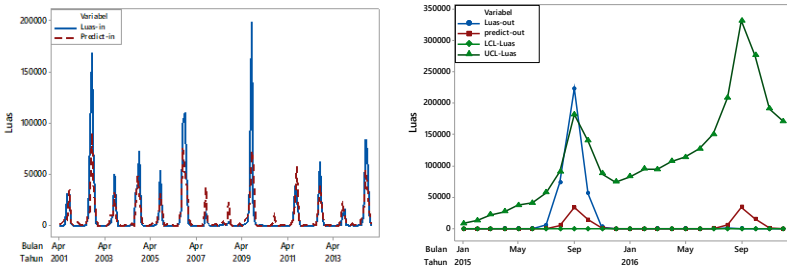
Parameter	Estimasi	SE	T	<i>P-Value</i>	<i>Lag</i>
$\theta_1$	0,986	0,018	55,18	<0,0001	1
$\Theta_1$	0,809	0,052	15,58	<0,0001	12
$\phi_1$	0,415	0,076	5,45	<0,0001	1
$\omega_0$	-8,083	1,036	-7,80	<0,0001	0
$\omega_1$	5,568	1,057	5,27	<0,0001	1
$\omega_2$	4,969	1,078	4,61	<0,0001	2

Tabel 4.9 menunjukkan bahwa semua parameter untuk model fungsi transfer untuk variabel *input* curah hujan telah signifikan dengan nilai *p-value* yang lebih kecil daripada nilai signifikansi 0,05. Model persamaan fungsi transfer *single input* untuk variabel *input* curah hujan dapat dituliskan sebagai berikut.

$$(1 - B)(1 - B^{12})Y_t = (-8,083 - 5,568B - 4,969B^2)(1 - B)(1 - B^{12})X_{1t} + \frac{(1 - 0,986B)(1 - 0,809B^{12})}{(1 - 0,415B)}a_t \quad (4.9)$$

$$Y_t = 1,415Y_{t-1} - 0,415Y_{t-2} + Y_{t-12} - 1,415Y_{t-13} + 0,415Y_{t-14} - 8,083X_{1t} + 5,869X_{1t-1} - 0,445X_{1t-2} + 4,72X_{1t-3} - 2,062X_{1t-4} + 8,083X_{1t-12} - 5,869X_{1t-13} + 0,445X_{1t-14} - 4,72X_{1t-15} + 2,062X_{1t-16} + a_t - 0,986a_{t-1} - 0,809a_{t-12} + 0,798a_{t-13} \quad (4.10)$$

Dari model persamaan tersebut diperoleh hasil pemodelan luas area terbakar dengan metode fungsi transfer *single input* pada *in-sample* dan *out-of-sample* sebagai berikut.



**Gambar 4.10** Hasil Pemodelan Luas Area Terbakar dengan Metode Fungsi Transfer (a)*in-sample* (b)*out-of-sample*

Hasil pemodelan luas area terbakar dengan metode fungsi transfer pada Gambar 4.10 menunjukkan bahwa data ramalan sudah mampu menangkap pola pada data *out-of-sample*. Namun luas area terbakar pada bulan September 2015 terlalu tinggi sehingga data ramalan tidak mampu menangkap tingginya data. Untuk tahun 2016 data ramalan memiliki selisih yang cukup besar dengan data aktual karena pada tahun ini kejadian kebakaran hutan dan lahan menurun signifikan. Hal ini dikarenakan Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (LHK) melakukan berbagai upaya pencegahan dan penanganan dengan cara menginisiasi pembuatan Bangunan Fisik Tata Air berupa sekat kanal, embung dan sumur bor sejak kejadian kebakaran hebat di tahun 2015.

Tahap selanjutnya dilakukan pemeriksaan *cross-correlation* dan *autocorrelation* residual untuk mengetahui kelayakan pada model persamaan fungsi transfer. Pemeriksaan *cross-correlation* berguna untuk mengetahui apakah antara deret *input* dengan nilai



residual independen secara statistik atau tidak. Sedangkan pemeriksaan *autocorrelation* bertujuan untuk melihat kecukupan dari model fungsi transfer. Berikut merupakan hasil pemeriksaan pemeriksaan *cross-correlation* dan *autocorrelation* residual pada variabel *input* curah hujan.

**Tabel 4.10** Pemeriksaan CCF dan ACF Residual Curah Hujan

CCF Residual			ACF Residual		
<i>Lag</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>P-value</i>	<i>Lag</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>P-value</i>
11	9,15	0,423	12	9,99	0,351
17	14,35	0,499	18	23,35	0,077
23	20,36	0,499	24	25,87	0,211
29	24,81	0,585	30	29,57	0,334

Tabel 4.10 menunjukkan bahwa sampai dengan *lag* ke-30, residual dari ACF dan CCF model fungsi transfer untuk variabel *input* curah hujan memiliki nilai *p-value* lebih dari  $\alpha = 0,05$ . Artinya bahwa model fungsi transfer sudah layak dan memenuhi asumsi independent. Pada pengujian *normality test* dengan *Kolmogorov-Smirnov* (KS) didapatkan *p-value* kurang dari 0,01 yang artinya residual model fungsi transfer belum normal. Hal ini dikarenakan ada data yang *outlier* pada data aktual yang menyebabkan residual tidak normal.

Pemodelan fungsi transfer untuk deret *input* yang lain yaitu temperatur, kecepatan angin lintang dan kecepatan angin bujur dilakukan dengan cara yang sama seperti pemodelan deret *input* curah hujan. Hasil pemodelan fungsi transfer dari masing-masing deret *input* ditunjukkan oleh Tabel 4.11. Pada hasil pemodelan didapatkan bahwa residual dari masing-masing model sudah memenuhi asumsi *white noise*. Artinya bahwa antar *lag* sudah tidak ada hubungan atau dapat dikatakan model sudah baik. Akan tetapi hasil pengujian normalitas pada masing-masing residual didapatkan hasil bahwa residual model masing-masing variabel input tidak normal. Hal ini dikarenakan ada data yang *outlier* pada data aktual yang menyebabkan residual tidak normal.

**Tabel 4.11** Model Fungsi Transfer Masing-Masing Deret *Input*

Variabel	Deret Noise	<i>Residual</i>	
		<i>White Noise</i>	Distribusi Normal
Curah Hujan	$(1,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
Temperatur	$(0,0,2)(1,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
Kecepatan Angin (U)	$(0,0,[1,2,10]) (1,0,0)^{12}$	Ya	Tidak
Kecepatan Angin (V)	-	-	-

#### 4.2.2 Pendekatan *Disaggregate* (Grid)

Pada bagian ini akan dilakukan pemodelan luas area terbakar berdasarkan masing-masing variabel input menggunakan pendekatan *disaggregate* (grid). Pendekatan ini dilakukan dengan cara memodelkan luas area terbakar pada tiap grid, lalu hasil pemodelan akan dijumlah untuk mendapatkan nilai total yang mewakili luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau. Berikut ini merupakan pemodelan fungsi transfer luas area terbakar dengan masing-masing grid pada variabel *input* curah hujan di Kabupaten Pulang Pisau.

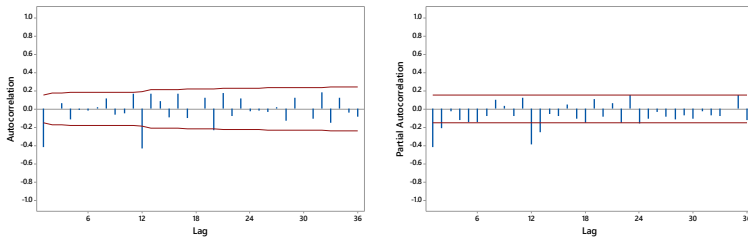
#### A. Tahap Identifikasi Model Fungsi Transfer

Identifikasi model awal dilakukan dengan pemeriksaan *time series plot*, ACF dan PACF variabel input.

##### 1. Identifikasi Model Deret *Input*

Tahap pemodelan model *input* diawali dengan melakukan identifikasi stasioneritas data. Sebelum melakukan pemodelan, data deret input harus stasioner dalam *mean* dan *varians*. Untuk mengatasi data yang tidak stasioner dalam *mean* dapat dilakukan *differencing* pada data, dan transformasi apabila tidak stasioner dalam *varians*. Untuk melihat stasioneritas data digunakan nilai *rounded value* optimum pada transformasi *box cox*. Didapatkan hasil bahwa nilai *rounded value* semua grid pada variabel curah hujan bernilai 0,5 yang artinya data belum stasioner dalam *varians* karena nilai *rounded value* dari transformasi *box cox* tidak bernilai 1 sehingga perlu dilakukan transformasi. Selain itu juga dilakukan *differencing* pada yaitu *lag* 1 serta *lag* 12 untuk mengatasi tidak stasioner dalam *mean*. Berikut merupakan plot ACF dan PACF variabel curah hujan yang sudah stasioner dalam *mean* dan *varians*.

**Gambar 4.11** Plot ACF dan PACF Grid 1 Curah Hujan Hasil Transformasi dan *Differencing*.



Identifikasi order dari ARIMA dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF dari data. Gambar 4.11 menunjukkan bahwa *lag* yang signifikan pada ACF adalah *lag* ke-1,12 dan *lag* yang signifikan pada PACF adalah *lag* ke-1,2,12,13. Diperoleh model dugaan awal adalah  $ARIMA([1,2,12,13],1,0)(0,1,0)^{12}$  dan  $ARIMA(0,1,[1,12])(0,1,0)^{12}$ . Setelah dilakukan seleksi parameter yang signifikan serta residual *white noise*, diperoleh model terbaik adalah model  $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)^{12}$  dengan estimasi parameter dijelaskan pada Tabel 4.12.

**Tabel 4.12** Estimasi Parameter Model Input Grid 1 Curah Hujan

Parameter	Estimasi	SE	T	P-value
$\Theta_1$	0,778	0,0518	15,02	<0,0001
$\theta_1$	0,931	0,0336	27,68	<0,0001
$\phi_1$	0,331	0,0859	3,86	0,0002

Tabel 4.12 dapat diketahui bahwa semua parameter dalam model  $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)^{12}$  telah signifikan dan selanjutnya dilakukan tahap cek diagnosa dengan menggunakan Uji Ljung-Box. Pada Tabel 4.13 menunjukkan bahwa sampai dengan *lag* ke-30, residual dari model input grid 1 curah hujan telah memenuhi asumsi *white noise* karena *p-value* lebih dari  $\alpha = 0,05$ . Selain itu pada *normality test* dengan *Kolmogorov-Smirnov* (KS) didapatkan *p-value* lebih besar daripada 0,15. Dapat disimpulkan bahwa residual dari model ARIMA deret input grid 1 curah hujan telah memenuhi asumsi distribusi normal. Berikut merupakan hasil cek diagnosa residual model *input* grid 1 curah hujan.

**Tabel 4.13** Cek Diagnosa Residual Model *Input* Grid 1 Curah Hujan

Model ARIMA	White Noise		
	Lag	Chi-Square	P-value
(1,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	12	9,34	0,4067
	18	11,96	0,6818
	24	19,80	0,5339
	30	23,30	0,6685

Pemodelan untuk deret *input* untuk grid yang lain dengan ARIMA dilakukan dengan cara yang sama seperti pemodelan deret *input* grid 1 curah hujan. Model ARIMA dari masing-masing deret *input* untuk setiap grid pada variabel curah hujan ditunjukkan oleh Tabel 4.14.

**Tabel 4.14** Model ARIMA Masing-Masing Deret *Input*

Grid	Model ARIMA	Residual	
		White Noise	Distribusi Normal
1	(1,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
2	(1,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
3	([1,2,6],1,[4])(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
4	(2,1,0)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
5	([2],1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
6	(0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
7	(0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
8	(0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
9	(0,1,[1,4])(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
10	(0,1,[1,4])(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
11	(0,1,[1,4])(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
12	(1,1,[1,4])(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
13	([2],1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
14	(0,1,[1,11])(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
15	(0,1,[1,11])(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
16	(0,1,[1,11])(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
17	(0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya
18	(0,1,[1,6])(0,1,1) <sup>12</sup>	Ya	Ya

**Tabel 4.14** Model ARIMA Masing-Masing Deret *Input* (lanjutan)

Grid	Model ARIMA	Residual	
		White Noise	Distribusi Normal
19	$(0,1,[1,6])(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
20	$(0,1,[1,6])(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
21	$(0,1,[1,4])(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
22	$(1,1,[2,24])(1,1,0)^{12}$	Ya	Ya
23	$(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
24	$([11],1,1)(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
25	$(0,1,[1,6])(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
26	$(0,1,[1,6])(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
27	$(0,1,[1,6])(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
28	$(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
29	$(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
30	$([2,4],1,1)(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
31	$([2],1,1)(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
32	$([2],1,1)(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya

## 2. Prewhitening Deret *Input* dan *Output*

Setelah dilakukan tahap identifikasi, maka model yang sesuai untuk deret input variabel curah hujan grid 1 adalah  $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)^{12}$ , karena telah memenuhi signifikansi parameter dan residual sudah memenuhi asumsi *white noise*. Secara matematis, model tersebut dapat ditulis sebagai berikut.

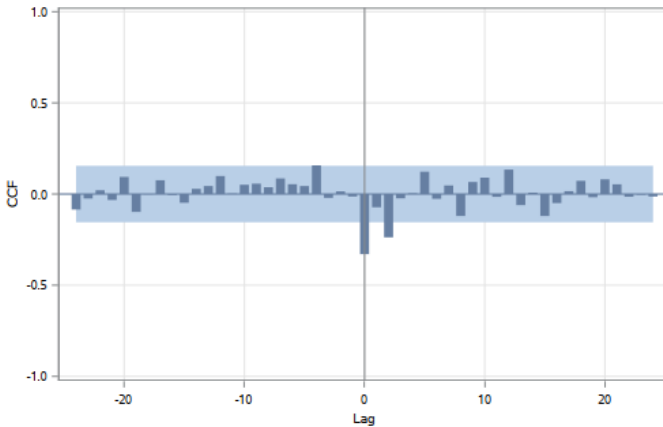
$$\alpha_{1,1,t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1-0,331B)}{(1-0,931B)(1-0,778B^{12})} X_{1,1,t} \quad (4.11)$$

Dengan cara yang sama seperti yang dilakukan pada deret *input* curah hujan grid 1, maka dapat diperoleh model persamaan untuk grid yang lain. Untuk menjaga integritas model fungsi transfer, maka transformasi *prewhitening* yang dilakukan untuk deret *input* juga dilakukan pada deret *output*. Sehingga dengan mengikuti model deret *input* curah hujan grid 1 yaitu  $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)^{12}$ , maka *prewhitening* deret *output* menghasilkan persamaan sebagai berikut.

$$\beta_{1,t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1-0,331B)}{(1-0,931B)(1-0,778B^{12})} Y_{1,t} \quad (4.12)$$

## B. Tahap Pembentukan Model Awal

Tahap ini dilakukan setelah tahap identifikasi. Pada tahap pembentukan model fungsi transfer awal ini dilakukan dengan cara penentuan nilai (b,r,s) pada model fungsi transfer. Penentuan nilai b,r,s dalam menduga model fungsi transfer dapat dilihat dari plot *cross-correlation* (CCF) untuk masing-masing variabel input. Berikut merupakan plot *cross-correlation* untuk variabel *input* curah hujan grid 1.



**Gambar 4.12** Plot CCF Variabel *Input* Curah Hujan Grid 1

Gambar 4.12 menunjukkan bahwa *lag* yang signifikan pada CCF curah hujan untuk grid 1 adalah *lag* 0 dan 2. Hal ini memiliki makna bahwa luas area terbakar untuk grid 1 pada bulan ini memiliki keterkaitan atau dipengaruhi oleh curah hujan bulan ini dan 2 bulan yang lalu. Dengan cara yang sama seperti yang dilakukan pada deret *input* curah hujan grid 1, maka dapat diketahui nilai b,r,s untuk masing-masing grid pada variabel curah hujan. Nilai b,r,s masing-masing grid pada variabel curah hujan dapat dilihat pada Tabel 4.15.

**Tabel 4.15** Nilai b,r,s pada Variabel *Input*

<b>Grid</b>	<b>b</b>	<b>r</b>	<b>s</b>	<b>Grid</b>	<b>b</b>	<b>r</b>	<b>s</b>
1	0	0	[2]	17	0	0	[2]
2	0	0	2	18	0	0	2
3	0	0	0	19	0	0	2
4	1	0	1	20	0	0	2
5	0	0	2	21	0	0	2
6	0	0	2	22	0	0	[2]
7	0	0	1	23	0	0	2
8	0	0	[2]	24	0	0	0
9	0	0	2	25	1	0	1
10	0	0	2	26	1	0	1
11	0	0	1	27	0	0	2
12	1	0	0	28	0	0	2
13	0	0	1	29	0	0	2
14	0	0	2	30	0	0	2
15	0	0	[2]	31	0	0	2
16	0	0	1	32	0	0	0

### C. Tahap Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Pada tahap ini dicari taksiran parameter model fungsi transfer untuk variabel *input*. Estimasi parameter model fungsi transfer dilakukan dengan menggunakan *conditional least square*. Nilai estimasi model fungsi transfer dari variabel *input* curah hujan grid 1 ditunjukkan pada Tabel 4.16.

**Tabel 4.16** Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer Curah Hujan Grid 1

<b>Parameter</b>	<b>Estimasi</b>	<b>SE</b>	<b>T</b>	<b>P-Value</b>	<b>Lag</b>
$\theta_1$	0,955	0,026	36,51	<0,0001	1
$\Theta_1$	0,837	0,054	15,62	<0,0001	12
$\omega_0$	-0,816	0,185	-4,40	<0,0001	0
$\omega_2$	0,841	0,202	4,16	<0,0001	2

Tabel 4.16 menunjukkan bahwa semua parameter untuk model fungsi transfer untuk variabel *input* curah hujan pada grid 1 telah signifikan dengan nilai *p-value* yang lebih kecil daripada nilai signifikansi 0,05. Model persamaan fungsi transfer *single input* untuk variabel *input* curah hujan grid 1 dapat dituliskan sebagai berikut.

$$(1-B)(1-B^{12})Y_t = (-0,816 - 0,841B^2)(1-B)(1-B^{12})X_{1,1,t} + (1-0,955B)(1-0,837B^{12})a_t \quad (4.13)$$

$$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + 0,816X_{1,1,t} - 0,816X_{1,1,t-1} - 0,841X_{1,1,t-2} + 0,841X_{1,1,t-3} - 0,816X_{1,1,t-12} + 0,816X_{1,1,t-13} + 0,841X_{1,1,t-14} - 0,841X_{1,1,t-15} + a_t - 0,955a_{t-1} - 0,837a_{t-12} + 0,799a_{t-13} \quad (4.13)$$

Tahap selanjutnya yaitu pemeriksaan *cross-correlation* dan *autocorrelation* residual untuk mengetahui kelayakan pada model persamaan fungsi transfer. Pemeriksaan *cross-correlation* berguna untuk mengetahui apakah antara deret *input* dengan nilai residual independen secara statistik atau tidak. Sedangkan pemeriksaan *autocorrelation* bertujuan untuk melihat kecukupan dari model fungsi transfer. Berikut merupakan hasil pemeriksaan pemeriksaan *cross-correlation* dan *autocorrelation* residual pada variabel *input* curah hujan grid 1.

**Tabel 4.17** Pemeriksaan CCF dan ACF Residual Curah Hujan Grid 1

CCF Residual			ACF Residual		
Lag	Chi-Square	P-value	Lag	Chi-Square	P-value
11	12,40	0,259	12	18,28	0,051
17	21,21	0,171	18	19,09	0,264
23	24,10	0,342	24	31,11	0,094
29	35,46	0,157	30	37,08	0,117

Tabel 4.17 menunjukkan bahwa sampai dengan *lag* ke-30, residual dari ACF dan CCF model fungsi transfer untuk variabel *input* curah hujan memiliki nilai *p-value* lebih dari  $\alpha = 0,05$ . Artinya bahwa model fungsi transfer sudah layak dan memenuhi asumsi independent. Pada pengujian *normality test* dengan *Kolmogorov-Smirnov* (KS) didapatkan *p-value* kurang dari 0,01 yang artinya residual model fungsi transfer belum normal. Hal



ini dikarenakan ada data yang *outlier* pada data aktual yang menyebabkan residual tidak normal.

Dengan cara yang sama seperti yang dilakukan pada deret *input* curah hujan grid 1, maka didapatkan model fungsi transfer untuk masing-masing grid pada variabel curah hujan. Hasil pemodelan fungsi transfer dari masing-masing grid pada variabel curah hujan ditunjukkan oleh Tabel 4.18.

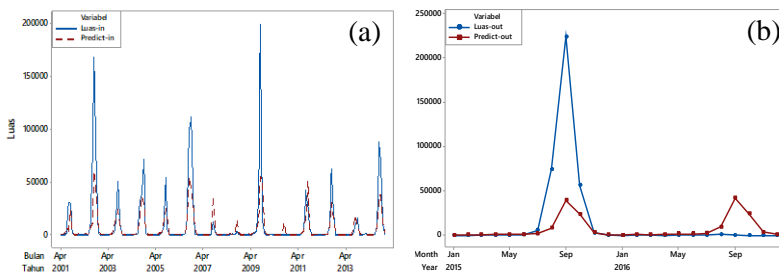
**Tabel 4.18** Model Fungsi Transfer Masing-Masing Grid Variabel Curah Hujan

Grid	Deret Noise ARIMA	<i>Residual</i>	
		<i>White Noise</i>	Distribusi Normal
1	$(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
2	$(0,0,2)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
3	$(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
4	$(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
5	$(0,0,2)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
6	$(0,0,2)(1,0,[2])^{12}$	Ya	Tidak
7	$(1,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
8	$(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
9	$(2,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
10	$(1,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
11	$(2,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
12	$(0,0,[1,13])(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
13	$(0,0,[1,3])(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
14	$([2,4],0,[1,6])(1,0,0)^{12}$	Ya	Tidak
15	$(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
16	$(2,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
17	$(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
18	$(0,0,[1,3])(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
19	$(5,0,0)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
20	$(2,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
21	$([1,11],0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
22	$([11,13],0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
23	$([1,2,12],0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
24	$(4,0,0)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
25	$(0,0,1)(1,0,1)^{12}$	Ya	Tidak

**Tabel 4.18** Model Fungsi Transfer Masing-Masing Grid Variabel Curah Hujan (lanjutan)

Grid	Deret Noise ARIMA	Residual	
		White Noise	Distribusi Normal
26	$(2,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
27	$(2,0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
28	$([1,2,3,4,5,6,13],0,0)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
29	$(6,0,0)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
30	$(0,0,[1,3])(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
31	$(4,0,0)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
32	$([1,13],0,1)(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak

Berdasarkan hasil pemodelan didapatkan bahwa residual dari masing-masing model sudah memenuhi asumsi *white noise*. Artinya bahwa antar *lag* sudah tidak ada hubungan atau dapat dikatakan model sudah baik. Akan tetapi hasil pengujian normalitas pada masing-masing residual didapatkan hasil bahwa residual model masing-masing variabel input tidak normal. Hal ini dikarenakan ada data yang *outlier* pada data aktual yang menyebabkan residual tidak normal. Dari semua model persamaan fungsi transfer tersebut digunakan untuk memprediksi luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau dan sekitarnya. Berikut merupakan hasil pemodelan luas area terbakar menggunakan metode fungsi transfer dengan pendekatan *disaggregate*.

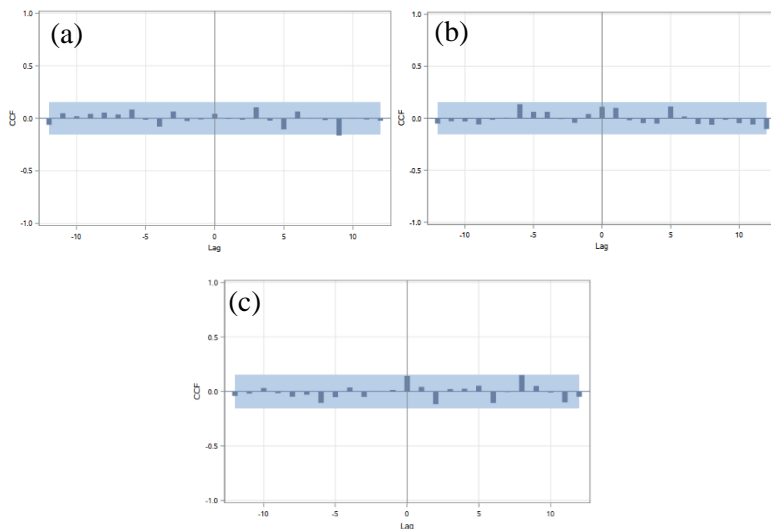


**Gambar 4.13** Hasil Pemodelan Luas Area Terbakar dengan Metode Fungsi Transfer (a)*in-sample* (b)*out-of-sample*

Hasil pemodelan luas area terbakar dengan metode fungsi transfer pada Gambar 4.13 menunjukkan bahwa data ramalan sudah mampu menangkap pola pada data *out-of-sample*. Namun luas area

terbakar pada bulan September 2015 terlalu tinggi sehingga data ramalan tidak mampu menangkap tingginya data. Untuk tahun 2016 data ramalan memiliki selisih yang cukup besar dengan data aktual karena pada tahun ini kejadian kebakaran hutan dan lahan menurun signifikan.

Pendekatan yang sama juga dilakukan untuk memodelkan setiap grid pada variabel temperatur, kecepatan angin lintang, dan kecepatan angin bujur. Namun didapatkan hasil bahwa pada ketiga variabel ini semua grid tidak memiliki keterkaitan/hubungan dengan luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau dan sekitarnya. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 4.14 dimana pada plot CCF salah satu grid untuk variabel temperatur, kecepatan angin lintang, dan kecepatan angin bujur tidak ada *lag* yang signifikan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan pendekatan *disaggregate* variabel temperatur, kecepatan angin lintang, dan kecepatan angin bujur tidak memiliki hubungan dengan luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau.



**Gambar 4.14** Plot CCF Grid 1 Variabel *Input* (a)Temperatur (b)Kecepatan Angin Lintang (c)Kecepatan Angin Bujur

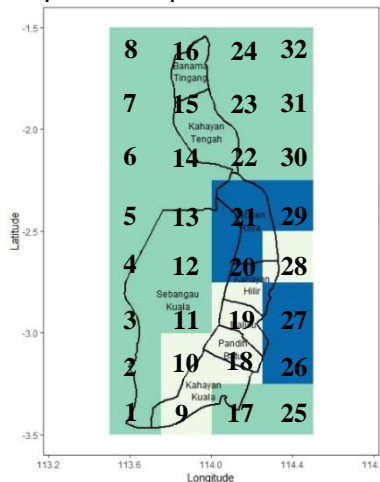
### 4.2.3 Pendekatan *Cluster* (Pengelompokkan)

Pada bagian ini akan dilakukan pemodelan luas area terbakar berdasarkan masing-masing variabel input menggunakan pendekatan *cluster*. Pendekatan ini dilakukan dengan cara memodelkan luas area terbakar pada tiap *cluster* yang telah dibentuk sebelumnya, lalu hasil pemodelan akan dijumlah untuk mendapatkan nilai total yang mewakili luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau. Pemilihan jumlah *cluster* optimum dilakukan dengan cara melihat nilai *R-square*. Pada penelitian ini digunakan jumlah *cluster* sejumlah 2, 3 dan 4. Hasil dari analisis tersebut ditampilkan pada Tabel 4.19.

**Tabel 4.19** Nilai *R-square* Analisis Cluster

Jumlah Cluster	Nilai <i>R-square</i>	Peningkatan nilai <i>R-square</i>
2	0,747	-
3	0,899	0,152
4	0,93	0,031

Tabel 4.19 diketahui bahwa peningkatan nilai *R-square* tertinggi terdapat pada jumlah *cluster* 2 ke jumlah *cluster* 3 yaitu sebesar 0,152. Sehingga jumlah *cluster* optimum yang digunakan adalah 3 *cluster*. Peta wilayah Pulang Pisau berdasarkan hasil analisis *cluster* dapat dilihat pada Gambar 4.15.



**Gambar 4.15** Peta Kabupaten Pulang Pisau Berdasarkan Hasil *Cluster*

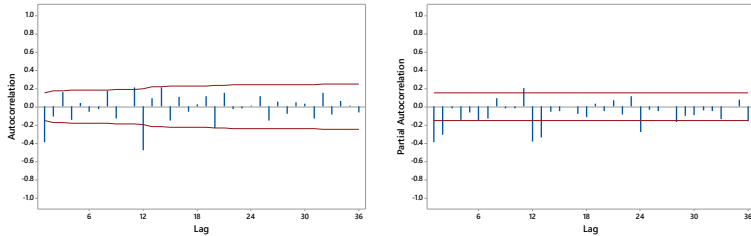
Gambar 4.15 menunjukkan bahwa wilayah (grid) yang masuk kedalam *cluster* pertama adalah grid 9, 10, 18, 19 dan 28. wilayah (grid) yang masuk kedalam *cluster* kedua adalah 20, 21, 26, 27 dan 29. Sedangkan wilayah (grid) yang lain masuk *cluster* 3. Wilayah *cluster* 1 merupakan daerah dengan tingkat kebakaran hutan dan lahan yang cenderung tinggi. Wilayah *cluster* 2 merupakan daerah dengan tingkat kebakaran hutan dan lahan yang sedang. Sedangkan *cluster* 3 merupakan daerah dengan dengan tingkat kebakaran hutan dan lahan yang cenderung rendah. Berikut ini merupakan pemodelan fungsi transfer luas area terbakar dengan masing-masing grid pada variabel *input* curah hujan di Kabupaten Pulang Pisau.

#### **A. Tahap Identifikasi Model Fungsi Transfer**

Identifikasi model awal dilakukan dengan pemeriksaan *time series plot*, ACF dan PACF variabel input.

##### **1. Identifikasi Model Deret Input**

Tahap pemodelan model *input* diawali dengan melakukan identifikasi stasioneritas data. Sebelum melakukan pemodelan, data deret input harus stasioner dalam *mean* dan *varians*. Untuk mengatasi data yang tidak stasioner dalam *mean* dapat dilakukan *differencing* pada data, dan transformasi apabila tidak stasioner dalam *varians*. Untuk melihat stasioneritas data digunakan nilai *rounded value* optimum pada transformasi *box cox*. Didapatkan hasil bahwa nilai *rounded value* semua *cluster* pada variabel curah hujan bernilai 0,5 yang artinya belum stasioner dalam *varians* karena nilai *rounded value* dari transformasi *box cox* tidak bernilai 1 sehingga perlu dilakukan transformasi. Selain itu juga dilakukan *differencing* pada yaitu *lag* 1 serta *lag* 12 untuk mengatasi tidak stasioner dalam *mean*. Plot ACF dan PACF variabel curah hujan *cluster 1* yang sudah stasioner dalam *mean* dan *varians* dapat dilihat pada Gambar 4.16. Identifikasi order dari ARIMA dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF dari data. Gambar 4.16 menunjukkan bahwa *lag* yang signifikan pada ACF adalah *lag* ke-1,12 dan *lag* yang signifikan pada PACF adalah *lag* ke-1,2,11,12,13, dan 24.



**Gambar 4.16** Plot ACF dan PACF Data Curah Hujan *Cluster 1* Hasil Transformasi dan *Differencing*.

Setelah dilakukan seleksi parameter yang signifikan serta residual *white noise*, diperoleh model terbaik adalah model ARIMA([1,2,6],1,0)(0,1,1)<sup>12</sup> dengan estimasi parameter dijelaskan pada Tabel 4.20.

**Tabel 4.20** Estimasi Parameter Model Input Curah Hujan

Parameter	Estimasi	SE	T	<i>P-value</i>
$\vartheta_1$	0,838	0,0466	17,99	<0,0001
$\phi_1$	-0,546	0,0754	-7,24	<0,0001
$\phi_2$	-0,269	0,0757	-3,55	0,0005
$\phi_6$	-0,153	0,0691	-2,22	0,0280

Tabel 4.20 dapat diketahui bahwa semua parameter dalam model ARIMA([1,2,6],1,0)(0,1,1)<sup>12</sup> telah signifikan dan selanjutnya dilakukan tahap cek diagnosa dengan menggunakan Uji Ljung-Box. Berikut merupakan hasil cek diagnosa residual model *input* curah hujan *cluster 1*.

**Tabel 4.21** Cek Diagnosa Residual Model *Input* Curah Hujan *Cluster 1*

Model ARIMA	<i>White Noise</i>		
	<i>Lag</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>P-value</i>
([1,2,6],1,0)(0,1,1) <sup>12</sup>	12	10,15	0,2544
	18	15,32	0,3569
	24	18,98	0,5231
	30	22,30	0,6720

Tabel 4.21 menunjukkan bahwa sampai dengan *lag* ke-30, residual dari model input curah hujan *cluster 1* telah memenuhi asumsi *white noise* karena *p-value* lebih dari  $\alpha = 0,05$ . Selain itu

pada *normality test* dengan *Kolmogorov-Smirnov* (KS) didapatkan *p-value* lebih besar daripada 0,15. Dapat disimpulkan bahwa residual dari model ARIMA deret input curah hujan telah memenuhi asumsi distribusi normal.

Pemodelan untuk deret *input* curah hujan pada *cluster* yang lain yaitu *cluster 2* dan *cluster 3* dilakukan dengan cara yang sama seperti pemodelan deret *input* curah hujan *cluster 1*. Model ARIMA dari masing-masing *cluster* ditunjukkan oleh Tabel 4.22.

**Tabel 4.22** Model ARIMA Masing-Masing *Cluster* Curah Hujan

<i>Cluster</i>	Model ARIMA	Residual	
		White Noise	Distribusi Normal
1	$([1,2,6],1,0)(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
2	$(2,1,0)(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya
3	$([1,2,6],1,0)(0,1,1)^{12}$	Ya	Ya

## 2. Prewhitening Deret *Input* dan *Output*

Setelah dilakukan tahap identifikasi, maka model yang sesuai untuk deret input variabel curah hujan *cluster 1* adalah ARIMA( $[1,2,6],1,0)(0,1,1)^{12}$ , karena telah memenuhi signifikansi parameter dan residual sudah memenuhi asumsi *white noise*. Secara matematis, model tersebut dapat ditulis sebagai berikut.

$$\alpha_{1t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1+0,546B+0,269B^2+0,153B^6)}{(1-0,838B^{12})} X_{1,C1,t} \quad (4.14)$$

Dengan cara yang sama seperti yang dilakukan pada curah hujan *cluster 1*, maka dapat diperoleh model persamaan untuk *cluster* yang lain pada variabel curah hujan. Secara matematis model persamaan tersebut dapat ditulis sebagai berikut.

$$\alpha_{2t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1+0,632B-0,185B^2)}{(1-0,861B^{12})} X_{1,C2,t} \quad (4.15)$$

$$\alpha_{3t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1+0,647B+0,287B^2+0,139B^6)}{(1-0,729B^{12})} X_{1,C3,t} \quad (4.16)$$

Untuk menjaga integritas model fungsi transfer, maka transformasi *prewhitening* yang dilakukan untuk deret *input* juga dilakukan pada deret *output*, sehingga dengan mengikuti model deret *input cluster* 1 adalah  $ARIMA([1,20],1,[12])(0,1,0)^{12}$ , maka *prewhitening* deret *output* menghasilkan persamaan sebagai berikut.

$$\beta_{1t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1+0,546B+0,269B^2+0,153B^6)}{(1-0,838B^{12})} Y_{C1,t} \quad (4.17)$$

Dengan cara yang sama seperti yang dilakukan pada curah hujan *cluster* 1, maka untuk *cluster* yang lain pada variabel curah hujan didapatkan model persamaan sebagai berikut.

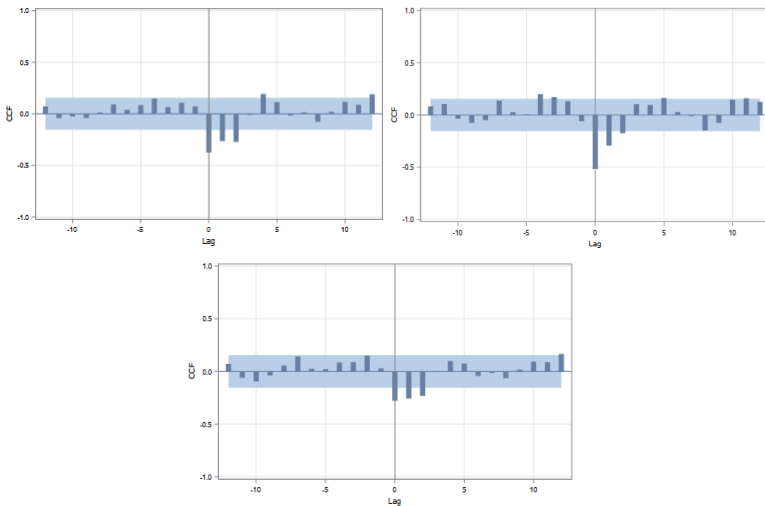
$$\beta_{2t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1+0,632B-0,185B^2)}{(1-0,861B^{12})} Y_{C2,t} \quad (4.18)$$

$$\beta_{3t} = \frac{(1-B)(1-B^{12})(1+0,647B+0,287B^2+0,139B^6)}{(1-0,729B^{12})} Y_{C3,t} \quad (4.19)$$

## B. Tahap Pembentukan Model Awal

Tahap ini dilakukan setelah tahap identifikasi. Pada tahap pembentukan model fungsi transfer awal ini dilakukan dengan cara penentuan nilai (b,r,s) pada model fungsi transfer. Penentuan nilai b,r,s dalam menduga model fungsi transfer dapat dilihat dari plot *cross-correlation* (CCF) untuk masing-masing variabel input. Plot *cross-correlation* untuk variabel *input* masing-masing grid pada curah hujan dapat dilihat pada Gambar 4.17. Pada Gambar 4.17 menunjukkan bahwa *lag* yang signifikan pada CCF *cluster* 1 adalah *lag* 0,1, dan 2. Hal ini memiliki makna bahwa pada *cluster* 1, luas area terbakar pada bulan ini memiliki keterkaitan atau dipengaruhi oleh curah hujan bulan ini, 1 bulan sebelumnya dan 2 bulan yang lalu. Untuk *cluster* 2 dan 3 mempunyai *lag* yang signifikan sama seperti *cluster* 1. Hal ini memiliki makna bahwa pada *cluster* 2 dan 3, luas area terbakar pada bulan ini memiliki keterkaitan atau dipengaruhi oleh curah hujan bulan ini, 1 bulan sebelumnya dan 2 bulan yang lalu.





**Gambar 4.17** Plot CCF Masing Masing *Cluster* Curah Hujan (a)*Cluster* 1  
(b)*Cluster* 2 (c) *Cluster* 3

Untuk *lag* yang signifikan pada *lag* negatif dapat diabaikan. Hal ini dikarenakan dalam metode fungsi transfer *lag* negatif sama dengan nol. Berdasarkan plot CCF masing-masing *cluster* pada variabel curah hujan didapatkan nilai *b,r,s* sebagai berikut.

**Tabel 4.23** Nilai *b,r,s* Masing-Masing *Cluster* pada Curah Hujan

<i>Cluster</i>	<i>b</i>	<i>r</i>	<i>s</i>
1	0	0	2
2	0	0	0
3	0	0	2

### C. Tahap Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Pada tahap ini dicari taksiran parameter model fungsi transfer untuk variabel *input* curah hujan masing-masing *cluster*. Estimasi parameter model fungsi transfer dilakukan dengan menggunakan *conditional least square*. Nilai estimasi model fungsi transfer dari variabel *input* curah hujan *cluster* 1 ditunjukkan pada Tabel 4.24.

**Tabel 4.24** Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer Curah Hujan *Cluster 1*

Parameter	Estimasi	SE	T	P-Value	Lag
$\theta_1$	0,479	0,065	7,38	<0,0001	1
$\theta_3$	0,404	0,067	6,02	<0,0001	3
$\theta_{13}$	-0,252	0,064	-3,94	0,0001	13
$\theta_{15}$	0,207	0,064	3,26	0,0013	15
$\Theta_1$	0,779	0,053	14,65	<0,0001	12
$\phi_2$	-0,297	0,082	-3,64	0,0004	2
$\omega_0$	-5,506	0,686	-8,03	<0,0001	0
$\omega_1$	3,346	0,703	4,76	<0,0001	1
$\omega_2$	2,994	0,689	4,34	<0,0001	2

Tabel 4.24 menunjukkan bahwa semua parameter untuk model fungsi transfer untuk variabel *input* curah hujan *cluster 1* telah signifikan dengan nilai *p-value* yang lebih kecil daripada nilai signifikansi 0,05. Model persamaan fungsi transfer *single input* untuk variabel *input* curah hujan *cluster 1* dapat dituliskan sebagai berikut.

$$(1-B)(1-B^{12})Y_t = (-5,506 - 3,346B - 2,994B^2)(1-B)(1-B^{12})X_{C1,t} + \frac{(1-0,479B - 0,404B^3 + 0,252B^{13} - 0,207B^{15})(1-0,779B^{12})}{(1-0,297B)}a_t \quad (4.20)$$

atau,

$$\begin{aligned} Y_t = & 1,297Y_{t-1} - 0,297Y_{t-2} + Y_{t-12} - 1,297Y_{t-13} + 0,297Y_{t-14} - 5,506X_{C1,t} \\ & + 3,795X_{C1,t-1} - 0,29X_{C1,t-2} + 2,889X_{C1,t-3} - 0,889X_{C1,t-4} + \\ & 5,506X_{C1,t-12} - 3,795X_{C1,t-13} + 0,29X_{C1,t-14} - 2,889X_{C1,t-15} + \\ & 0,889X_{C1,t-16} + a_t - 0,479a_{t-1} - 0,404a_{t-3} - 0,779a_{t-12} + 0,625a_{t-13} \\ & + 0,108a_{t-15} - 0,196a_{t-25} + 0,161a_{t-27} \end{aligned} \quad (4.21)$$

Tahap selanjutnya dilakukan pemeriksaan *cross-correlation* dan *autocorrelation* residual untuk mengetahui kelayakan pada model persamaan fungsi transfer. Pemeriksaan *cross-correlation* berguna untuk mengetahui apakah antara deret *input* dengan nilai residual independen secara statistik atau tidak. Sedangkan pemeriksaan *autocorrelation* bertujuan untuk melihat kecukupan

dari model fungsi transfer. Berikut merupakan hasil pemeriksaan pemeriksaan *cross-correlation* dan *autocorrelation* residual pada variabel *input* curah hujan *cluster* 1.

**Tabel 4.25** Pemeriksaan CCF dan ACF Residual *Cluster* 1 Curah Hujan

CCF Residual			ACF Residual		
<i>Lag</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>P-value</i>	<i>Lag</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>P-value</i>
11	10,95	0,279	12	2,61	0,856
17	20,27	0,162	18	6,23	0,904
23	25,43	0,229	24	11,15	0,888
29	32,96	0,198	30	14,22	0,942

Tabel 4.25 menunjukkan bahwa sampai dengan *lag* ke-30, residual dari ACF dan CCF model fungsi transfer untuk variabel *input* curah hujan *cluster* 1 memiliki nilai *p-value* lebih dari  $\alpha = 0,05$ . Artinya bahwa model fungsi transfer sudah layak dan memenuhi asumsi independent. Pada pengujian *normality test* dengan *Kolmogorov-Smirnov* (KS) didapatkan *p-value* kurang dari 0,01 yang artinya residual model fungsi transfer belum normal. Hal ini dikarenakan ada data yang *outlier* pada data aktual yang menyebabkan residual tidak normal.

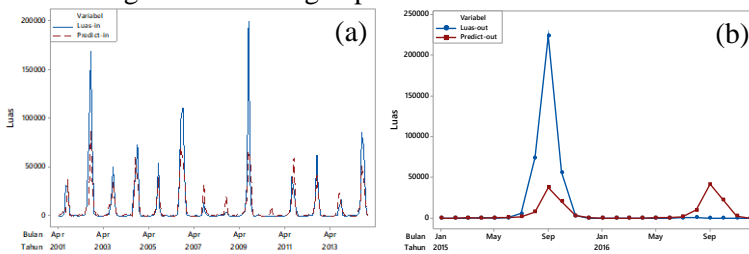
Dengan cara yang sama seperti yang dilakukan pada deret *input* curah hujan *cluster* 1, maka didapatkan model fungsi transfer untuk masing-masing *cluster* pada variabel curah hujan. Hasil pemodelan fungsi transfer dari masing-masing *cluster* pada variabel curah hujan ditunjukkan oleh Tabel 4.26.

**Tabel 4.26** Model Fungsi Transfer Masing-Masing *Cluster* Curah Hujan

<i>Cluster</i>	Deret Noise	Residual	
		White Noise	Distribusi Normal
1	$([2],0,[1,3,13,15])(0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak
2	$([1,2,3,4,9],0,5)(1,0,[2])^{12}$	Ya	Tidak
3	$([2,3],0,[1,4]) (0,0,1)^{12}$	Ya	Tidak

Berdasarkan hasil pemodelan didapatkan bahwa residual dari masing-masing model sudah memenuhi asumsi *white noise*. Artinya bahwa antar *lag* sudah tidak ada hubungan atau dapat

dikatakan model sudah baik. Akan tetapi hasil pengujian normalitas pada masing-masing residual didapatkan hasil bahwa residual model masing-masing *cluster* tidak normal. Hal ini dikarenakan ada data yang *outlier* pada data aktual yang menyebabkan residual tidak normal. Dari semua model persamaan fungsi transfer tersebut digunakan untuk memprediksi luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau dan sekitarnya. Berikut merupakan hasil pemodelan luas area terbakar menggunakan metode fungsi transfer dengan pendekatan *cluster*.

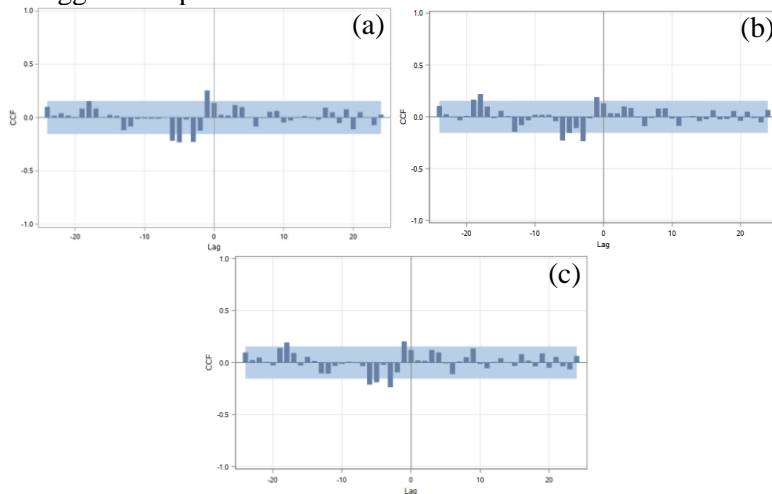


**Gambar 4.18** Hasil Pemodelan Luas Area Terbakar (a) *in-sample* (b) *out-of-sample*

Hasil pemodelan luas area terbakar dengan metode fungsi transfer pada Gambar 4.18 menunjukkan bahwa data ramalan sudah mampu menangkap pola pada data *out-of-sample*. Namun luas area terbakar pada bulan September 2015 terlalu tinggi sehingga data ramalan tidak mampu menangkap tingginya data. Dengan cara yang sama, pendekatan *cluster* juga dilakukan pada variabel temperatur, kecepatan angin bujur dan kecepatan angin lintang. Hasil analisis fungsi transfer untuk variabel *input* temperatur dan kecepatan angin lintang dapat dilihat pada Lampiran 10 dan Lampiran 11.

Pada analisis fungsi transfer untuk variabel *input* kecepatan angin bujur menggunakan pendekatan *cluster* didapatkan hasil bahwa pada semua *cluster* tidak memiliki keterkaitan/hubungan dengan luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau dan sekitarnya. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 4.19 dimana pada plot CCF semua *cluster* pada variabel kecepatan angin bujur tidak ada *lag* yang signifikan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel kecepatan angin bujur tidak memiliki hubungan dengan

luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau dengan menggunakan pendekatan *cluster*.



**Gambar 4.19** Plot CCF Masing Masing *Cluster* Kecepatan Angin Bujur  
(a)*Cluster* 1 (b)*Cluster* 2 (c)*Cluster* 3

#### 4.2.4 Perbandingan Keباikan Model

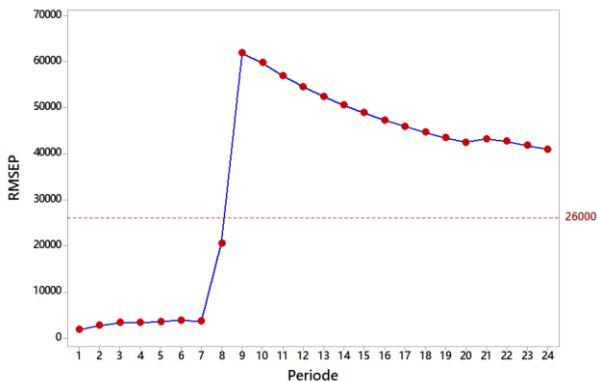
Setelah diperoleh model terbaik masing-masing variabel *input* setiap pendekatan, maka dilakukan perbandingan pada seluruh model persamaan fungsi transfer yang digunakan. Selanjutnya dipilih satu model persamaan fungsi transfer terbaik berdasarkan kesalahan peramalan paling kecil pada data *testing*. Perbandingan nilai akurasi seluruh model dapat dilihat pada Tabel 4.27. Berdasarkan analisis yang telah dilakukan didapatkan bahwa model terbaik untuk peralaman luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau adalah model fungsi transfer dengan variabel *input* temperatur menggunakan pendekatan *cluster*. Model persamaan ini mempunyai *error* terkecil dengan RMSEP sebesar 40.907. Untuk mengetahui kebaikan dari hasil peramalan yang telah dilakukan, dapat digunakan kriteria RMSE *adaptive*. Dengan nilai RMSE *adaptive* peneliti dapat menentukan batas maksimum dari nilai *error*. Kebaikan dalam peramalan dibatasi dengan nilai RMSE sebesar 26.000 yang disajikan pada Gambar 4.20.

**Tabel 4.27** Tabel Perbandingan Evaluasi Keباikan Model

Pendekatan	Variabel	RMSE	RMSEP
Aggregate	Curah Hujan	<b>*16.079</b>	42.748
	Temperatur	20.678	40.969
	Kecepatan Angin Lintang	18.861	42.257
	Kecepatan Angin Bujur	-	-
Disaggregate	Curah Hujan	18.631	41.686
	Temperatur	-	-
	Kecepatan Angin Lintang	-	-
	Kecepatan Angin Bujur	-	-
Cluster	Curah Hujan	16.324	42.084
	Temperatur	20.579	<b>*40.907</b>
	Kecepatan Angin Lintang	18.593	41.502
	Kecepatan Angin Bujur	-	-

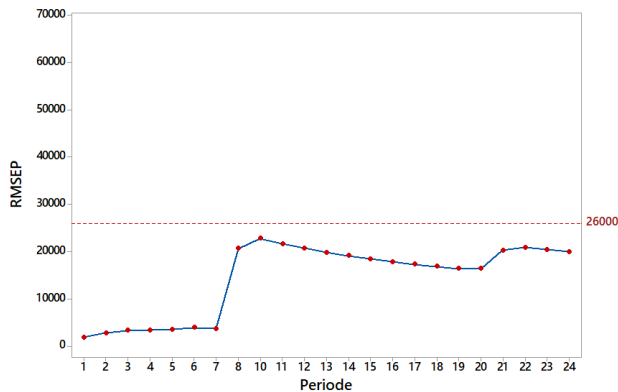
\*Nilai *error* terkecil

Gambar 4.20 diketahui bahwa berdasarkan kriteria RMSEP, pola nilai RMSEP mengalami kenaikan sampai periode ke-6. Pada periode ke-7 mengalami penurunan dan mengalami kenaikan kembali sampai periode ke-9. Dengan menggunakan batas maksimum kebaikan RMSEP pada peramalan luas area terbakar sebesar 26.000, maka peramalan menggunakan metode fungsi transfer dengan variabel *input* temperatur akan baik digunakan sampai periode 8 bulan kedepan.



**Gambar 4.20** Identifikasi RMSEP *Adaptive* Variabel *Input* Temperatur dengan Pendekatan *Cluster*

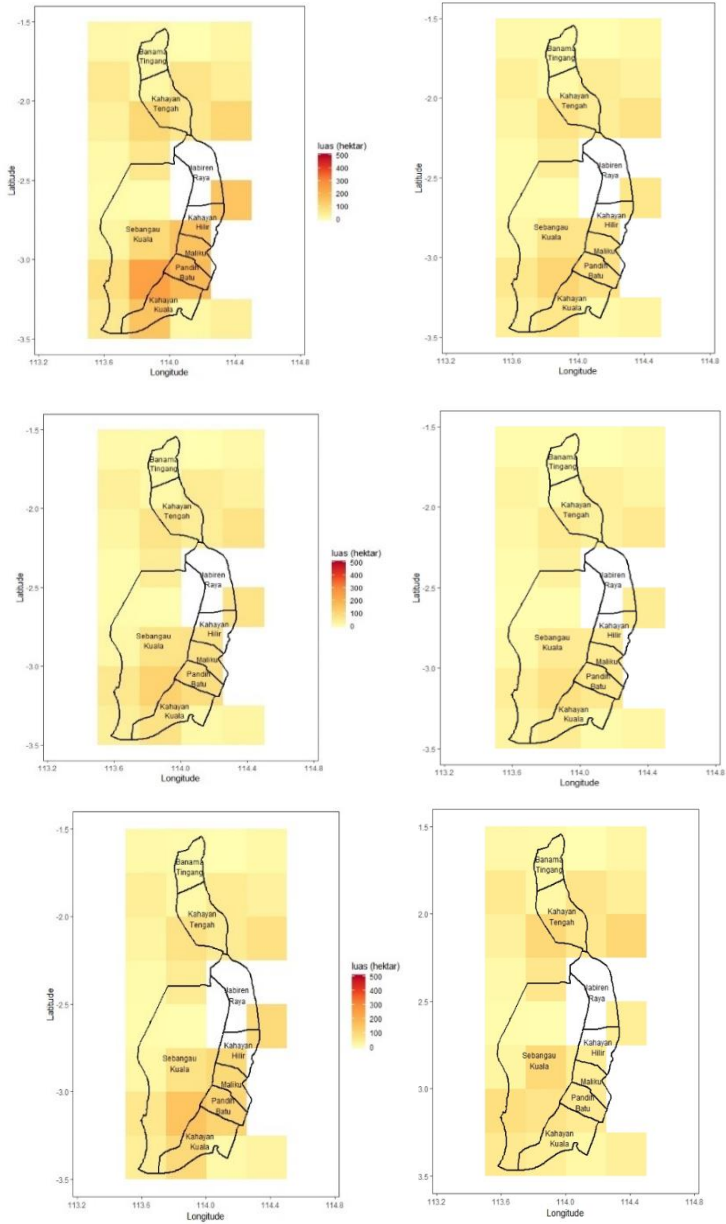
Nilai RMSEP mulai periode ke-9 sampai seterusnya cenderung tinggi karena dipengaruhi oleh *error* pada periode ke-9 yang sangat besar. Sehingga seakan-akan terlihat bahwa mulai periode ke-9 sampai seterusnya hasil ramalan tidak bagus. Periode ke-9 memiliki *error* yang tinggi dikarenakan pada bulan tersebut Kabupaten Pulang Pisau mengalami kebakaran hebat yang mencapai 360.000 ha luas lahan terbakar. Apabila ramalan saat periode ke-9 dihilangkan, maka hasil RMSEP akan lebih bagus. Kebaikan dalam peramalan setelah periode ke-9 dihilangkan dapat dilihat pada Gambar 4.21. Untuk periode 2 tahun kedepan, peramalan menggunakan metode fungsi transfer dengan variabel *input* temperatur apabila periode ke-9 dihilangkan masih akan baik digunakan. Hal ini dikarenakan nilai RMSEP hingga 2 tahun kedepan masih dibawah batas maksimum kebaikan RMSEP pada peramalan luas area terbakar sebesar 26.000.



**Gambar 4.21** Identifikasi RMSEP *Adaptive* Setelah Menghilangkan Bulan ke-9

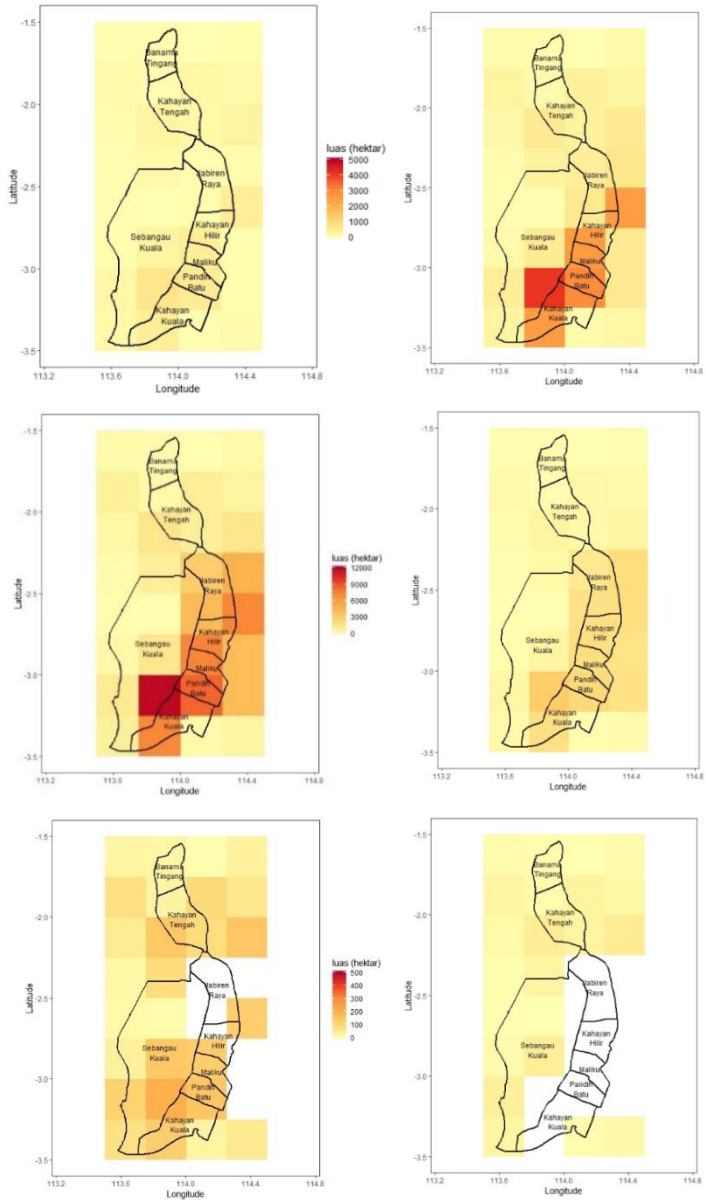
### 4.3 Pemetaan Wilayah di Pulang Pisau Berdasarkan Hasil Ramalan Luas Area Terbakar di Pulang Pisau

Peramalan luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau untuk periode Januari 2017 hingga Desember 2017 dilakukan dengan menggunakan model fungsi transfer terbaik, yaitu dengan variabel *input* temperatur menggunakan pendekatan *cluster*. Hasil pemetaan ramalan luas area terbakar setiap bulan dengan metode fungsi transfer ditampilkan pada gambar berikut.



**Gambar 4.22** Peta Pulang Pisau Berdasarkan hasil Ramalan Luas Area Terbakar (a)Januari (b)Februari (c)Maret (d)April (e)Mei (f)Juni





**Gambar 4.23** Peta Pulang Pisau Berdasarkan Hasil Ramalan Luas Area Terbakar (a)Juli (b)Agustus (c)September (d)Oktober (e)November (f)Desember

Gambar 4.23 terlihat bahwa kebakaran hutan dan lahan sering terjadi pada saat musim kemarau, yaitu pada bulan Agustus hingga Oktober. Pada musim hujan mulai bulan Januari hingga bulan Juni terlihat bahwa kebakaran cenderung rendah dan ada beberapa wilayah di bagian timur tidak mengalami kebakaran. Kebakaran paling sering terjadi di wilayah *cluster* 1 pada *grid* 10 dan sekitarnya, yaitu pada perbatasan Kecamatan Sebangau Kuala dan Kahayan Kuala. Wilayah ini paling sering mengalami kebakaran dengan area kebakaran yang cenderung luas. Wilayah yang jarang terjadi kebakaran yaitu *grid* 20, 21, 26, 27 dan 29. Wilayah ini berada pada Kabupaten Pulang Pisau bagian timur.

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Kesimpulan yang diperoleh dari hasil analisis yang telah dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Berdasarkan analisis karakteristik data diketahui bahwa kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Pulang Pisau memiliki pola yang fluktuatif atau tidak stabil. Kebakaran hutan dan lahan cenderung terjadi pada saat curah hujan rendah (kemarau) dan antar wilayah yang berdekatan saling berhubungan. Kebakaran terbesar terjadi pada tahun 2015 dimana pada tahun ini luas lahan terbakar mencapai 360.000 hektar hingga mengalami kasus kabut asap paling pekat sepanjang sejarah.
2. Berdasarkan kriteria RMSEP terkecil pada data *out-of-sample*, diketahui metode terbaik untuk peramalan luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau adalah metode fungsi transfer *single input* menggunakan variabel *input* temperatur dengan pendekatan *cluster*.
3. Pada hasil peramalan luas area terbakar di Kabupaten Pulang Pisau menunjukkan bahwa kebakaran cenderung rendah saat musim hujan mulai bulan Januari sampai Juni. Kebakaran hutan dan lahan sering terjadi pada saat musim kemarau, yaitu pada bulan Agustus hingga Oktober. Kebakaran paling sering terjadi pada wilayah *cluster* 1 pada *grid* 10 dan sekitarnya, yaitu pada perbatasan Kecamatan Sebangau Kuala dan Kahayan Kuala.

#### **5.2 Saran**

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah diharapkan dapat mencoba variabel *input* lain untuk mendapatkan hasil ramalan yang optimum. Selain itu pada penelitian ini juga dibatasi hanya untuk fungsi transfer *single input*. Penelitian selanjutnya dapat menganalisis menggunakan fungsi transfer *multi input* ataupun

metode peramalan yang lain untuk menghasilkan ramalan yang lebih akurat.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, I., Setiawan., Suhartono., & Masun, N. (2015). Forecasting of Monthly Inflow and Outflow Currency Using Time Series Regression and ARIMAX: The Idul Fitri Effect. *AIP Conference Proceedings* (hal. 1-8). American Institute of Physics.
- Barber, C., & Schweithelm, J. (2000). *Trial by fire: forest fires and forestry policy in Indonesias era of crisis and reform*. Washington: World Resources Institute.
- Bowen, M., Bompard, J., Anderson, I., Guizol, P., & Gouyon, A. (2001). Anthropogenic fires in Indonesia: a view from Sumatra. Dalam Peter, E., Radojevic, M. (Eds.), *Forest fires and regional haze in Southeast Asia*. *Nova Science Publishers*, 41-66.
- Cahyono., Warsito., Andayani., & Darwanto. (2015). Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kebakaran Hutan di Indonesia dan Implikasi Kebijakannya. *Jurnal Sylva Lestari*, **3(1)**, 103-112.
- Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time Series Analysis With Applications in R, Second Edition*. New York: Springer.
- Daniel, W. W. (1990). *Applied Nonparametric Statistics, Second Edition*. Boston: PWS-Kent Publishing Company.
- Fauzan, M. D. (2013). *Hubungan Curah Hujan dengan Kejadian Kebakaran Hutan dan Lahan di Provinsi Sumatera Selatan*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Glover, D. (2001). *The Indonesian fires and haze of 1997: the economic toll*. New York: Nova Science Publishers.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis, Seventh Edition*. United State of America: Prentice Hall.
- Hanke, J., & Wichern, D. (2005). *Business Forecasting, Eight Edition*. New Jersey: Pearson Prentice Hall.

- Herawati, H., & Santoso, H. (2011). Tropical forest susceptibility to and risk of fire under changing climate: a review of fire nature, policy and institutions in Indonesia. *Forest Policy and Economics*, **13**, 227-233.
- Johnson, R., & Wichern, D. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis, Sixth Edition*. New Jersey: Prentice Hall.
- Kuswanda, D. (2011). *Manajemen Bencana Bandung*. Bandung: Alfa Beta.
- Miettinen, J. (2007). *Burnt Area Mapping in Insular Southeast Asia using Medium Resolution Satellite Imagery*. Academic dissertation: Department of Forest Resource Management, Faculty of Agriculture and Forestry, University of Helsinki.
- Otok, B. W., & Suhartono. (2009). Development of Rainfall Forecasting Model in Indonesia by using ASTAR, Transfer Function, and ARIMA Method. *European Journal of Scientific Research*, **38**, 386-395.
- Purbawaseso, B. (2004). *Pengendalian Kebakaran Hutan*. Jakarta: PT. Rineka Cipta.
- Reichle, R., Liu, Q., Koster, R., Draper, C., Mahanama, S., & Partyka, G. (2017). Land surface precipitation in MERRA-2. *Journal of Climate*, **30(5)**, 1643-1664.
- Riano, D., Ruiz, M., Martinez, B., & Ustin, S. (2007). Burned area forecasting using past burned area records and Southern Oscillation Index for tropical Africa (1981-1999). *Remote Sensing of Environment*, **107**, 571-581.
- Stole, F., Chomitz, K., Lambin, E., & Tomich, T. (2003). Land use and vegetation fires in Jambi Province, Sumatera, Indonesia. *Forest Ecology and Management*, **179**, 277-292.
- Suratmo, F. (2003). *Pengetahuan Dasar Pengendalian Kebakaran Hutan*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.

- Syaufina, L. (2008). *Kebakaran Hutan dan Lahan di Indonesia: Perilaku Api, Penyebab, dan Dampak Kebakaran*. Malang: Bayumedia Publishing.
- Syaifullah, M. D. (2014). Validasi Data TRMM Terhadap Data Curah Hujan Aktual di Tiga DAS di Indonesia. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, **15**, 109-118.
- Tacconi, L. (2003). *Kebakaran Hutan di Indonesia: Penyebab, Biaya dan Implikasi Kebijakan*. Bogor: Centre for International Research (CIFOR).
- Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods, Second Edition*. United States of America: Pearson Education, Inc.
- Yulianti, N. (2018). *Pengenalan Bencana Kebakaran dan Kabut Asap Lintas Batas*. Bogor: IPB Press.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



## LAMPIRAN

### Lampiran 1. Data Penelitian

Tahun	Bulan	$Y_{i,t}$			$X_{1,i,t}$			$X_{2,i,t}$			$X_{3,i,t}$			$X_{4,i,t}$		
		$Y_{1,t}$	...	$Y_{32,t}$	$X_{1,1,t}$	...	$X_{1,32,t}$	$X_{2,1,t}$	...	$X_{2,32,t}$	$X_{3,1,t}$	...	$X_{3,32,t}$	$X_{4,1,t}$	...	$X_{4,32,t}$
2000	1	0	...	0	372,8	...	413	399,8	...	298,6	0,779	...	0,013	2,130	...	0,014
2000	2	0	...	1,5	225,3	...	292,1	300,6	...	298,8	0,091	...	0,011	3,197	...	0,014
2000	3	0	...	0	366,8	...	169,4	300,9	...	299,2	0,224	...	0,025	3,084	...	0,044
2000	4	0	...	10,4	208,4	...	484,2	300,9	...	299,3	0,888	...	0,004	1,497	...	0,009
2000	5	0	...	3,7	124,5	...	265,3	301,3	...	299,2	2,019	...	0,045	1,150	...	0,044
2000	6	0	...	2	173	...	225,9	300,5	...	298,4	2,774	...	0,029	3,215	...	0,018
2000	7	0	...	15,9	113,5	...	132,8	300,2	...	298,2	3,097	...	0,029	4,095	...	0,029
2000	8	0	...	0	147,5	...	159,6	300,2	...	298,5	3,524	...	0,035	3,699	...	0,021
2000	9	0	...	0	68,6	...	122,7	301,1	...	299,3	3,375	...	0,028	4,147	...	0,030
2000	10	0	...	0	177,7	...	224,6	301,3	...	299,3	1,947	...	0,023	0,491	...	0,001
2000	11	0	...	0	338,3	...	363,2	301	...	299,2	1,198	...	0,014	2,119	...	0,007
2000	12	0	...	0	245,9	...	269,8	300,9	...	299,1	0,756	...	0,018	4,153	...	0,013
⋮	⋮	⋮		⋮	⋮		⋮	⋮		⋮	⋮		⋮	⋮		⋮
2016	12	0	...	0	218,8	...	270,6	301,3	...	299,2	0,597	...	0,013	4,206	...	0,008

**Lampiran 2.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* temperatur(*aggregate*)

-Estimasi model ARIMA deret *input*

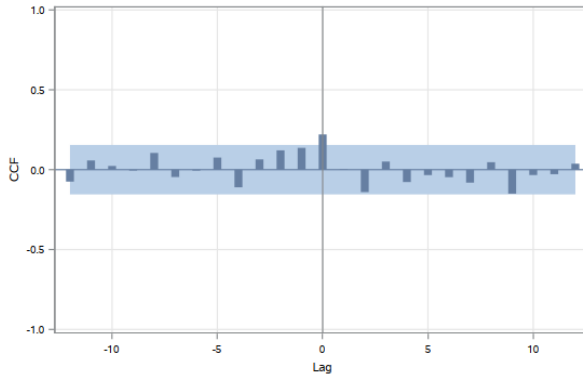
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.22819	0.07120	3.21	0.0016	1
MA1,2	0.41761	0.07114	5.87	<.0001	2
MA2,1	0.86121	0.04935	17.45	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	1.00	3	0.8008	0.019	0.042	-0.013	-0.036	0.043	-0.021
12	6.31	9	0.7082	-0.102	0.030	-0.040	-0.065	-0.092	-0.064
18	13.36	15	0.5748	-0.006	-0.044	0.110	0.021	0.118	-0.096
24	15.67	21	0.7882	-0.081	-0.033	-0.036	0.039	-0.029	0.025
30	17.07	27	0.9293	0.049	-0.013	-0.064	0.017	-0.003	0.006

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.982222	Pr < W	0.0309
Kolmogorov-Smirnov	D	0.056349	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.139717	Pr > W-Sq	0.0339
Anderson-Darling	A-Sq	0.881651	Pr > A-Sq	0.0238

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.58313	0.07417	7.86	<.0001	1	yy	0
MA1,2	0.34983	0.07491	4.67	<.0001	2	yy	0
MA2,1	0.83650	0.05176	16.16	<.0001	12	yy	0
AR1,1	-0.21794	0.08804	-2.48	0.0143	12	yy	0
NUM1	16458.9	4865.4	3.38	0.0009	0	w	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input vv									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	4.05	5	0.5417	0.049	0.047	-0.118	0.031	-0.025	-0.064
11	11.16	11	0.4302	-0.059	-0.079	-0.013	-0.160	-0.077	-0.034
17	17.20	17	0.4407	0.015	0.108	0.098	0.057	0.041	-0.099
23	21.93	23	0.5242	-0.033	-0.076	0.079	-0.009	-0.115	0.045
29	24.65	29	0.6965	0.026	-0.044	-0.082	0.061	-0.040	0.039

**Lampiran 3.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Lintang (*aggregate*)

-Estimasi model ARIMA deret *input*

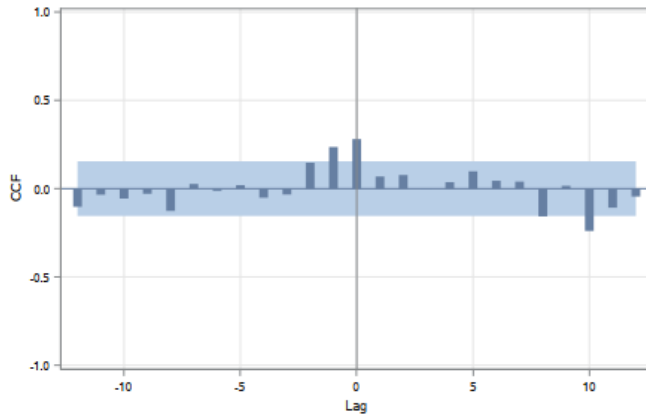
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.89061	0.04720	18.87	<.0001	1
MA2,1	0.72923	0.06182	11.80	<.0001	12
AR1,1	0.39487	0.09625	4.10	<.0001	1

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	1.80	3	0.6140	-0.009	0.028	-0.022	-0.009	0.088	-0.034
12	12.39	9	0.1924	0.116	0.008	-0.160	-0.123	0.064	0.030
18	16.85	15	0.3281	-0.024	-0.091	0.029	-0.073	-0.058	0.075
24	24.41	21	0.2734	0.137	0.050	-0.108	0.066	-0.035	-0.029
30	28.13	27	0.4041	-0.006	0.029	0.040	0.011	-0.070	0.103

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.978672	Pr < W	0.0112
Kolmogorov-Smirnov	D	0.092798	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	0.199938	Pr > W-Sq	0.0051
Anderson-Darling	A-Sq	1.203689	Pr > A-Sq	<0.0050

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.41018	0.07598	5.40	<.0001	1	YY	0
MA1,2	0.38553	0.07712	5.00	<.0001	2	YY	0
MA1,3	0.13580	0.06392	2.12	0.0352	10	YY	0
MA2,1	0.82847	0.05761	14.38	<.0001	12	YY	0
NUM1	108.08753	33.63658	3.21	0.0016	0	VV	0
NUM1,1	149.35973	33.26739	4.49	<.0001	10	VV	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input VV									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	1.87	4	0.7588	0.011	0.060	0.071	0.045	-0.033	0.010
11	6.31	10	0.7883	0.024	-0.014	-0.104	0.070	0.051	-0.096
17	8.65	16	0.9273	-0.017	-0.041	0.055	-0.000	-0.091	0.039
23	12.00	22	0.9574	0.011	0.044	-0.120	-0.033	-0.058	0.023
29	13.21	28	0.9919	-0.003	0.025	-0.042	-0.071	-0.003	-0.018

**Lampiran 4.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Bujur(*aggregate*)

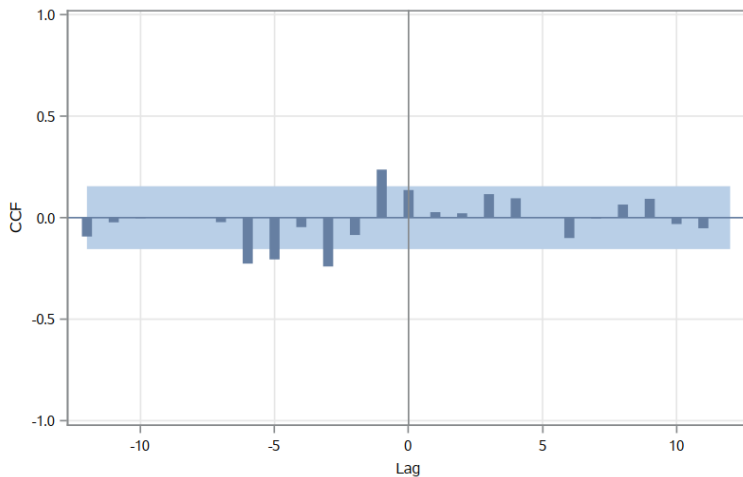
-Estimasi model ARIMA deret *input*

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.82396	0.04436	18.58	<.0001	1
MA2,1	0.71930	0.05569	12.92	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	6.09	4	0.1924	-0.035	-0.074	0.133	0.059	-0.086	0.011
12	10.66	10	0.3847	-0.029	0.056	0.140	-0.030	-0.020	-0.027
18	17.82	16	0.3348	-0.067	-0.069	0.029	-0.096	0.131	-0.042
24	26.49	22	0.2314	-0.108	0.040	-0.073	-0.100	0.127	-0.011
30	32.48	28	0.2555	-0.091	0.088	-0.028	-0.067	-0.031	-0.087

-Plot CCF



**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate)

• **Grid 2**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

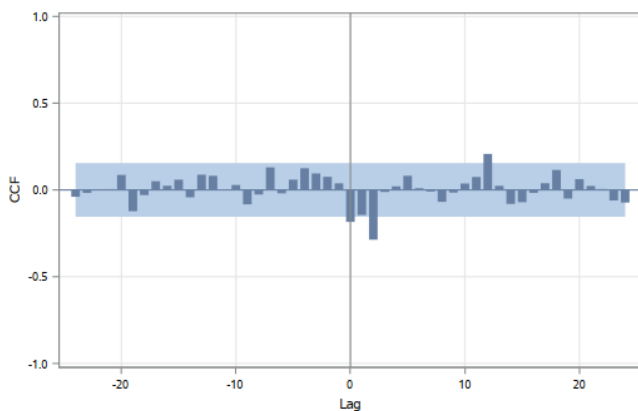
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.94646	0.02910	32.52	<.0001	1
MA2,1	0.77784	0.05324	14.61	<.0001	12
AR1,1	0.35161	0.08273	4.25	<.0001	1

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	4.05	3	0.2562	-0.028	0.065	0.077	-0.065	-0.070	-0.058
12	8.55	9	0.4800	0.071	0.013	-0.127	0.020	-0.017	-0.056
18	9.75	15	0.8352	0.006	0.038	-0.050	0.048	0.005	0.015
24	15.51	21	0.7965	0.077	-0.107	0.107	-0.001	0.035	0.004
30	19.67	27	0.8442	-0.014	-0.000	-0.030	-0.085	0.100	-0.046

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.993399	Pr < W	0.6522
Kolmogorov-Smirnov	D	0.037254	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.02314	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.230141	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.46868	0.07043	6.65	<.0001	1	Y2	0
MA1,2	0.47155	0.07138	6.61	<.0001	2	Y2	0
MA2,1	0.88057	0.04185	21.04	<.0001	12	Y2	0
NUM1	-0.50528	0.22303	-2.27	0.0248	0	V2	0
NUM1,1	0.48082	0.22608	2.13	0.0350	1	V2	0
NUM1,2	0.85046	0.22465	3.79	0.0002	2	V2	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V2									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	1.89	3	0.5954	0.009	-0.006	-0.008	-0.008	0.058	0.089
11	3.96	9	0.9140	-0.043	0.018	-0.088	0.013	0.020	0.046
17	15.21	15	0.4361	0.236	-0.024	-0.050	-0.091	0.013	0.031
23	19.63	21	0.5449	0.110	-0.035	0.105	0.041	0.024	-0.015
29	32.13	27	0.2271	-0.035	-0.117	-0.131	-0.094	0.145	-0.118



**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 3**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

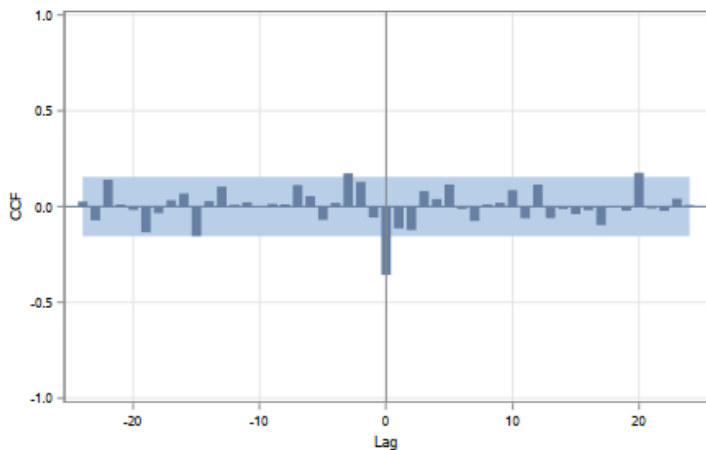
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.17178	0.07913	2.17	0.0314	4
MA2,1	0.81985	0.04763	17.21	<.0001	12
AR1,1	-0.64826	0.07535	-8.60	<.0001	1
AR1,2	-0.21602	0.07602	-2.84	0.0051	2
AR1,3	-0.18495	0.06458	-2.86	0.0047	6

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	5.01	1	0.0252	-0.046	-0.044	-0.110	-0.014	-0.105	-0.039
12	10.28	7	0.1735	-0.056	0.091	-0.103	-0.070	0.010	-0.048
18	12.41	13	0.4940	-0.035	0.056	0.042	0.056	-0.028	-0.038
24	19.38	19	0.4327	0.028	-0.161	0.066	-0.022	0.052	0.044
30	25.65	25	0.4264	0.033	-0.013	-0.093	-0.128	0.067	0.018

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.995028	Pr < W	0.8502
Kolmogorov-Smirnov	D	0.046305	Pr > D	=0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.054037	Pr > W-Sq	=0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.304461	Pr > A-Sq	=0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.70594	0.05610	12.58	<.0001	1	Y4	0
MA2,1	0.82627	0.04750	17.39	<.0001	12	Y4	0
NUM1	-0.67875	0.12984	-5.23	<.0001	0	V4	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V4									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	12.11	5	0.0333	0.038	-0.134	-0.204	0.015	-0.035	0.100
11	16.50	11	0.1234	-0.014	-0.067	0.064	-0.077	0.080	-0.071
17	22.04	17	0.1833	0.129	-0.071	-0.006	0.002	-0.049	-0.094
23	26.12	23	0.2951	-0.057	-0.013	0.103	0.028	0.008	0.098
29	28.41	29	0.4960	0.019	-0.048	0.003	-0.054	0.082	-0.038

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 4**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

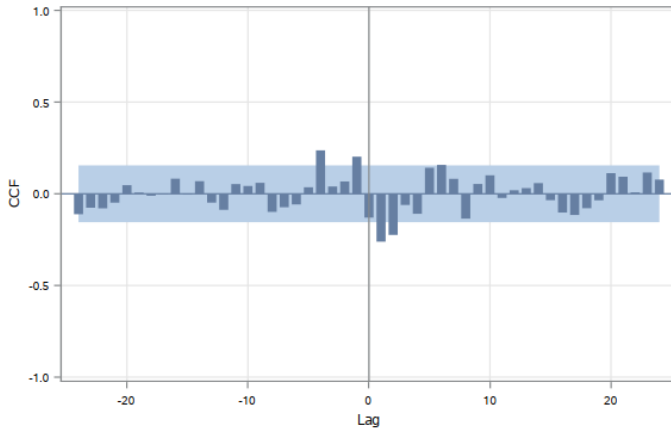
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.82690	0.04588	18.02	<.0001	12
AR1,1	-0.71594	0.07644	-9.37	<.0001	1
AR1,2	-0.22843	0.07668	-2.98	0.0033	2

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	8.94	3	0.0301	-0.001	-0.036	-0.097	-0.156	-0.076	-0.104
12	13.35	9	0.1475	0.118	-0.005	-0.059	-0.065	-0.015	-0.054
18	17.50	15	0.2900	-0.071	0.058	0.070	0.095	0.012	0.007
24	24.10	21	0.2881	0.023	-0.159	0.068	-0.026	0.028	0.050
30	27.01	27	0.4630	0.020	-0.004	-0.097	-0.067	0.004	0.008

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.996973	Pr < W	0.9849
Kolmogorov-Smirnov	D	0.028292	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.013109	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.100952	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.93676	0.02803	33.42	<.0001	1	Y5	0
MA2,1	0.88455	0.03917	22.58	<.0001	12	Y5	0
NUM1	-0.29815	0.08022	-3.72	0.0003	0	V5	1
NUM1,1	0.31280	0.07588	4.12	<.0001	1	V5	1

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V5									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	5.92	4	0.2055	0.052	0.041	-0.075	-0.153	0.026	0.043
11	10.82	10	0.3715	0.051	-0.105	0.103	0.066	-0.023	0.028
17	16.36	16	0.4282	0.022	0.060	-0.009	-0.062	-0.109	-0.118
23	25.31	22	0.2825	-0.117	0.047	0.022	-0.020	0.159	0.112
29	28.79	28	0.4233	-0.011	-0.033	-0.079	0.076	-0.088	-0.018

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 5**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

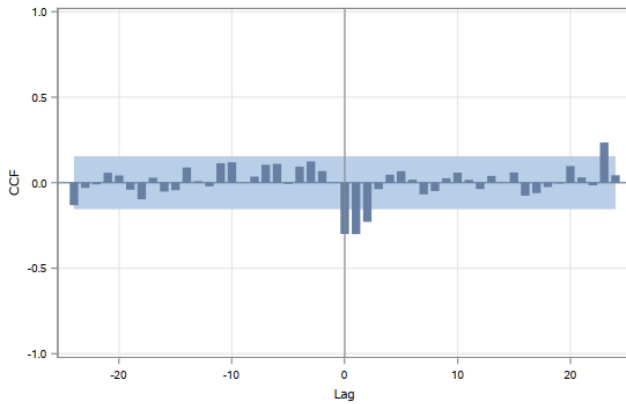
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.87775	0.04541	19.33	<.0001	1
MA2,1	0.79584	0.04914	16.20	<.0001	12
AR1,1	0.25617	0.09217	2.78	0.0061	2

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	3.72	3	0.2933	0.076	0.016	0.028	-0.031	0.047	-0.107
12	11.23	9	0.2603	0.078	-0.021	-0.051	-0.100	-0.136	-0.063
18	15.21	15	0.4362	-0.095	0.046	0.012	0.066	0.065	0.040
24	20.06	21	0.5172	0.070	-0.110	0.066	-0.055	-0.009	0.027
30	24.29	27	0.6140	-0.044	0.025	-0.101	-0.058	-0.069	-0.002

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.993832	Pr < W	0.7074
Kolmogorov-Smirnov	D	0.054656	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.050262	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.282516	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.64910	0.07966	8.15	<.0001	1	Y6	0
MA1,2	0.16397	0.08077	2.03	0.0440	2	Y6	0
MA2,1	0.86749	0.04867	17.83	<.0001	12	Y6	0
NUM1	-0.36565	0.07582	-4.82	<.0001	0	V6	0
NUM1,1	0.35027	0.07692	4.55	<.0001	1	V6	0
NUM1,2	0.27380	0.07661	3.57	0.0005	2	V6	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V6									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	1.09	3	0.7783	0.011	-0.002	-0.009	-0.049	0.026	0.058
11	8.36	9	0.4986	-0.041	-0.110	-0.099	-0.014	-0.059	-0.130
17	17.69	15	0.2794	-0.172	-0.079	-0.085	0.041	-0.108	-0.015
23	28.71	21	0.1212	-0.010	0.022	0.070	0.004	-0.061	0.240
29	37.98	27	0.0781	-0.063	-0.156	-0.013	-0.082	0.103	-0.102

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 6**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

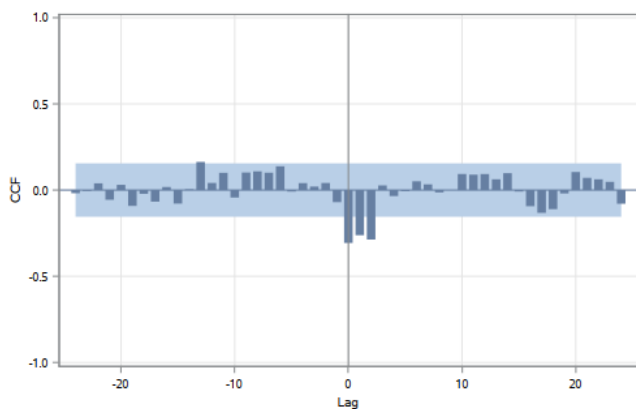
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.75821	0.05100	14.87	<.0001	1
MA2,1	0.80621	0.04791	16.83	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals										
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations						
6	5.77	4	0.2168	0.020	0.105	-0.006	-0.095	0.007	-0.114	
12	14.31	10	0.1593	0.035	-0.047	-0.069	-0.089	-0.174	-0.032	
18	18.96	16	0.2706	-0.088	0.008	-0.010	0.102	0.035	0.074	
24	24.85	22	0.3043	0.098	-0.066	0.078	-0.090	-0.043	0.021	
30	30.92	28	0.3205	-0.001	-0.038	-0.092	-0.087	-0.112	-0.003	

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.993832	Pr < W	0.7074
Kolmogorov-Smirnov	D	0.054656	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.050262	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.282516	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.58624	0.07488	7.83	<.0001	1	Y7	0
MA1,2	0.38888	0.07415	5.24	<.0001	2	Y7	0
MA2,1	0.70221	0.08115	8.65	<.0001	24	Y7	0
AR1,1	-0.68058	0.07626	-8.92	<.0001	12	Y7	0
NUM1	-0.72011	0.12977	-5.55	<.0001	0	V7	0
NUM1,1	0.63730	0.13376	4.76	<.0001	1	V7	0
NUM1,2	0.68099	0.13603	5.01	<.0001	2	V7	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V7									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	3.39	3	0.3354	0.087	0.023	0.087	0.053	-0.033	-0.031
11	4.53	9	0.8730	-0.011	0.039	-0.062	-0.014	0.035	-0.004
17	9.05	15	0.8749	-0.003	-0.075	0.053	-0.072	-0.055	-0.103
23	11.70	21	0.9474	-0.051	0.009	0.098	0.060	0.003	0.008
29	15.31	27	0.9649	-0.122	-0.042	0.014	-0.041	0.057	0.005



**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

- **Grid 7**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

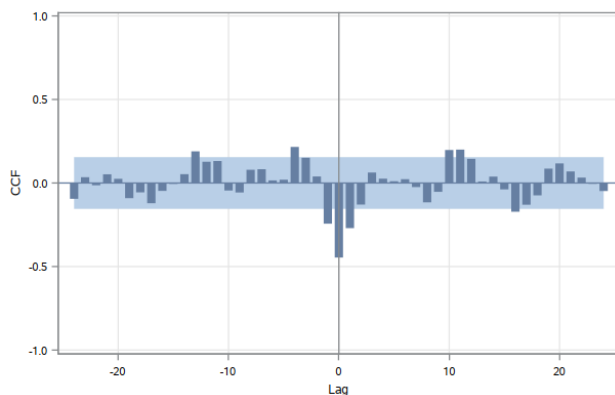
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.72382	0.05378	13.46	<.0001	1
MA2,1	0.83329	0.04671	17.84	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	7.52	4	0.1110	0.058	0.086	-0.052	-0.135	0.003	-0.109
12	13.90	10	0.1776	-0.028	-0.082	0.014	-0.039	-0.140	-0.081
18	19.19	16	0.2589	-0.051	0.025	-0.036	0.113	0.077	0.071
24	26.64	22	0.2251	0.048	-0.181	0.055	-0.001	0.013	0.018
30	34.68	28	0.1793	-0.003	-0.002	-0.041	-0.148	-0.125	-0.015

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.994127	Pr < W	0.7446
Kolmogorov-Smirnov	D	0.042384	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.03801	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.233464	Pr > A-Sq	>0.2500

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.98358	0.01951	50.40	<.0001	1	Y8	0
MA2,1	0.83512	0.04987	16.75	<.0001	12	Y8	0
AR1,1	0.35793	0.07965	4.49	<.0001	1	Y8	0
NUM1	-1.16525	0.19042	-6.12	<.0001	0	V8	0
NUM1,1	0.83387	0.16797	4.96	<.0001	1	V8	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V8									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	5.37	4	0.2514	0.049	0.060	-0.106	0.107	-0.060	-0.014
11	20.82	10	0.0224	-0.010	-0.093	-0.200	-0.092	0.176	0.069
17	26.81	16	0.0437	0.041	-0.065	0.057	-0.048	-0.147	-0.058
23	30.19	22	0.1138	-0.039	0.125	0.014	0.018	0.049	-0.021
29	34.26	28	0.1926	-0.037	-0.131	0.049	0.039	0.044	0.008

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 8**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

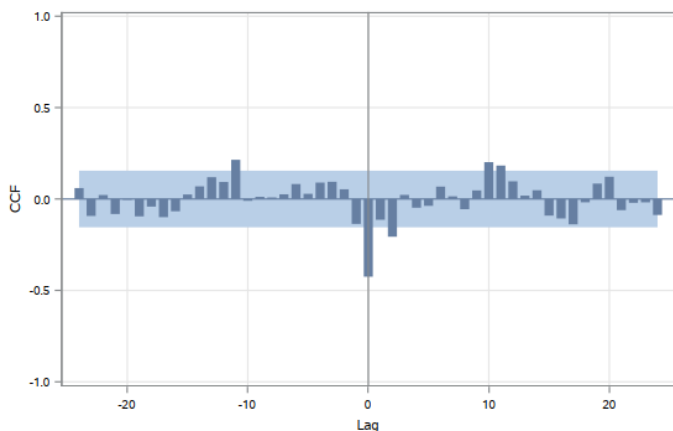
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.71972	0.05429	13.26	<.0001	1
MA2,1	0.79005	0.04923	16.05	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	7.76	4	0.1007	0.008	0.139	-0.023	-0.081	-0.031	-0.132
12	16.48	10	0.0866	-0.061	-0.103	-0.012	-0.098	-0.154	-0.025
18	22.88	16	0.1171	-0.138	0.053	0.041	0.102	0.023	0.006
24	31.16	22	0.0930	0.056	-0.131	0.141	0.048	0.024	0.008
30	40.69	28	0.0574	-0.044	-0.095	-0.103	-0.109	-0.108	0.045

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.995394	Pr < W	0.8872
Kolmogorov-Smirnov	D	0.043552	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.021154	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.172082	Pr > A-Sq	>0.2500

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.82898	0.04599	18.03	<.0001	1	Y9	0
MA2,1	0.76569	0.05621	13.62	<.0001	12	Y9	0
NUM1	-0.74592	0.11873	-6.28	<.0001	0	V9	0
NUM1,1	0.31869	0.12007	2.65	0.0087	2	V9	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V9										
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations						
5	4.57	4	0.3348	0.031	-0.138	0.013	0.009	-0.060	-0.061	
11	13.36	10	0.2044	-0.013	-0.036	-0.159	-0.004	0.121	0.108	
17	20.73	16	0.1893	0.075	-0.073	0.064	-0.095	-0.051	-0.134	
23	24.29	22	0.3321	-0.019	0.114	0.081	0.014	-0.037	-0.004	
29	26.94	28	0.5215	-0.097	-0.029	-0.050	-0.008	-0.003	-0.057	

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 9**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

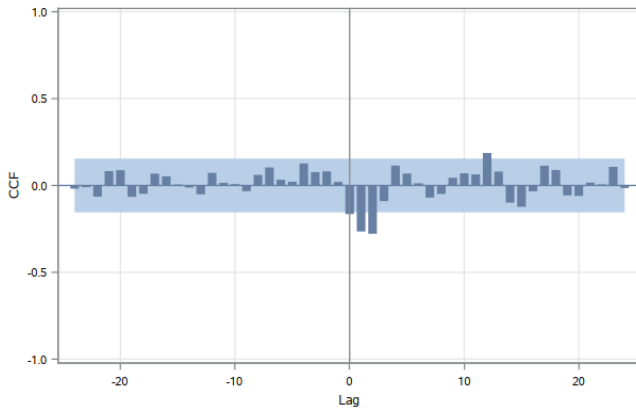
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.68224	0.05419	12.59	<.0001	1
MA1,2	0.23930	0.05501	4.35	<.0001	4
MA2,1	0.79305	0.05117	15.50	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	2.36	3	0.5006	0.064	-0.061	-0.061	0.008	-0.035	-0.032
12	4.60	9	0.8674	0.031	0.011	-0.094	-0.009	-0.046	-0.020
18	5.61	15	0.9856	0.036	0.036	-0.025	-0.007	0.010	0.044
24	9.05	21	0.9889	0.095	-0.075	0.048	0.015	-0.011	-0.024
30	11.95	27	0.9945	0.023	0.015	-0.026	-0.082	0.078	-0.008

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.987867	Pr < W	0.1595
Kolmogorov-Smirnov	D	0.066243	Pr > D	0.0732
Cramer-von Mises	W-Sq	0.071752	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.458245	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.87685	0.05068	17.30	<.0001	1	Y11	0
MA2,1	0.71762	0.05753	12.47	<.0001	12	Y11	0
AR1,1	0.48226	0.08455	5.70	<.0001	1	Y11	0
AR1,2	-0.31848	0.08090	-3.94	0.0001	2	Y11	0
NUM1	-1.32994	0.36552	-3.64	0.0004	0	V11	0
NUM1,1	1.48611	0.37112	4.00	<.0001	1	V11	0
NUM1,2	1.38881	0.37251	3.73	0.0003	2	V11	0

## -CCF residual

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	0.10	2	0.9497	0.003	-0.006	0.003	0.006	-0.021	-0.009
12	4.23	8	0.8363	-0.025	0.019	-0.008	-0.106	0.104	-0.002
18	7.40	14	0.9183	0.103	0.024	-0.073	0.010	0.027	-0.008
24	13.25	20	0.8664	-0.005	0.040	0.048	-0.044	0.022	0.154
30	16.29	26	0.9290	0.005	-0.086	0.043	-0.034	-0.037	-0.058

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 10**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

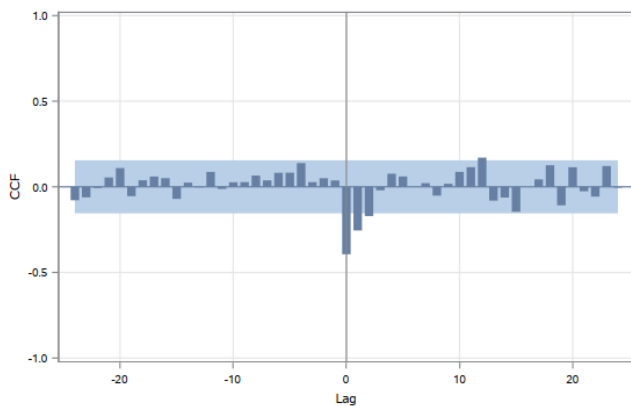
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.65526	0.05874	11.16	<.0001	1
MA1,2	0.18398	0.05948	3.09	0.0023	4
MA2,1	0.77383	0.05187	14.92	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	2.94	3	0.4012	0.024	-0.024	-0.023	-0.008	0.023	-0.121
12	4.24	9	0.8952	0.063	0.009	0.002	-0.028	-0.044	-0.023
18	8.05	15	0.9216	0.041	0.111	-0.071	0.031	0.018	0.019
24	15.48	21	0.7979	0.086	-0.159	0.047	0.055	0.025	0.013
30	17.45	27	0.9194	0.024	0.044	-0.000	-0.048	0.050	0.048

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.990019	Pr < W	0.2907
Kolmogorov-Smirnov	D	0.059903	Pr > D	0.1472
Cramer-von Mises	W-Sq	0.085665	Pr > W-Sq	0.1799
Anderson-Darling	A-Sq	0.502661	Pr > A-Sq	0.2116

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.96135	0.02673	35.97	<.0001	1	Y12	0
MA2,1	0.79035	0.05223	15.13	<.0001	12	Y12	0
AR1,1	0.24445	0.08349	2.93	0.0039	1	Y12	0
NUM1	-3.16556	0.41527	-7.62	<.0001	0	V12	0
NUM1,1	1.80318	0.44338	4.07	<.0001	1	V12	0
NUM1,2	0.99600	0.42744	2.33	0.0211	2	V12	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V12									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	2.18	3	0.5365	0.082	0.016	-0.035	-0.033	0.058	0.023
11	7.20	9	0.6163	-0.088	0.039	-0.070	0.016	0.082	0.097
17	19.79	15	0.1800	0.195	-0.074	0.026	-0.178	-0.022	-0.008
23	31.07	21	0.0724	0.114	-0.076	0.110	-0.032	-0.062	0.180
29	35.86	27	0.1185	-0.007	-0.018	-0.137	0.068	0.048	0.055



**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 11**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

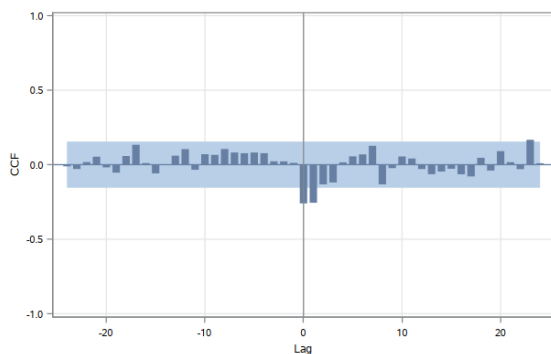
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.71560	0.05631	12.71	<.0001	1
MA1,2	0.20837	0.05695	3.66	0.0003	4
MA2,1	0.81274	0.04894	16.61	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	6.48	3	0.0906	-0.022	0.048	-0.010	0.024	0.042	-0.179
12	11.12	9	0.2672	0.119	-0.036	-0.015	-0.088	0.045	-0.026
18	16.84	15	0.3284	-0.040	0.117	-0.061	0.094	-0.052	-0.001
24	23.54	21	0.3161	-0.013	-0.175	0.038	-0.029	0.039	0.013
30	26.52	27	0.4900	0.086	-0.007	0.009	-0.059	0.044	0.044

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.98903	Pr < W	0.2216
Kolmogorov-Smirnov	D	0.06054	Pr > D	0.1378
Cramer-von Mises	W-Sq	0.073676	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.44093	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.97462	0.01995	48.85	<.0001	1	Y13	0
MA2,1	0.85530	0.04637	18.45	<.0001	12	Y13	0
AR1,1	0.50648	0.07879	6.43	<.0001	1	Y13	0
AR1,2	-0.22421	0.08002	-2.80	0.0057	2	Y13	0
NUM1	-1.05289	0.20386	-5.16	<.0001	0	V13	0
NUM1,1	1.00681	0.20795	4.84	<.0001	1	V13	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V13									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	5.80	4	0.2148	0.033	0.014	-0.162	-0.084	-0.009	-0.018
11	13.97	10	0.1742	-0.010	0.145	-0.166	0.015	-0.003	-0.017
17	20.60	16	0.1943	-0.043	-0.099	-0.034	-0.055	-0.115	-0.105
23	30.51	22	0.1066	0.012	-0.120	0.022	-0.058	-0.039	0.199
29	32.76	28	0.2448	-0.050	0.032	-0.098	0.023	-0.002	0.002

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 12**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

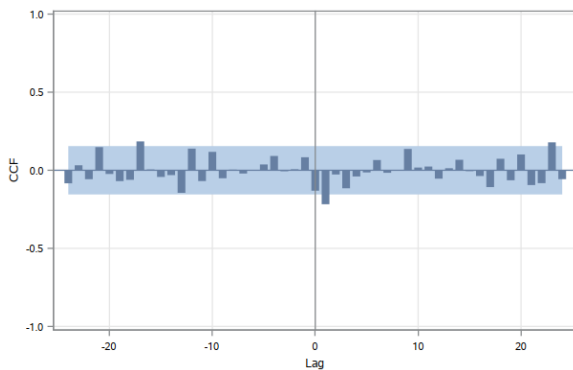
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.72347	0.05777	12.52	<.0001	1
MA1,2	0.17807	0.05869	3.03	0.0028	4
MA2,1	0.80370	0.04906	16.38	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	5.09	3	0.1654	-0.092	0.123	0.002	-0.006	0.062	-0.047
12	8.08	9	0.5257	0.074	-0.022	-0.041	-0.040	0.004	-0.087
18	10.96	15	0.7558	-0.059	0.071	0.004	0.054	-0.008	-0.063
24	20.93	21	0.4631	0.050	-0.177	0.104	-0.069	0.006	0.050
30	23.04	27	0.6831	0.050	0.000	-0.014	-0.070	-0.002	0.053

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.995291	Pr < W	0.8772
Kolmogorov-Smirnov	D	0.043997	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.046669	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.310084	Pr > A-Sq	>0.2500

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.94098	0.02745	34.28	<.0001	1	Y14	0
MA1,2	-0.09285	0.02800	-3.32	0.0011	13	Y14	0
MA2,1	0.85503	0.04374	19.55	<.0001	12	Y14	0
NUM1	-0.24875	0.05909	-4.21	<.0001	0	V14	1

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V14									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	7.14	5	0.2103	0.010	-0.082	-0.143	-0.086	-0.085	0.037
11	10.74	11	0.4653	-0.044	0.001	0.114	-0.017	0.005	-0.081
17	13.91	17	0.6735	-0.052	0.008	-0.005	-0.041	-0.117	0.034
23	26.25	23	0.2892	-0.110	0.104	-0.130	-0.104	0.126	-0.091
29	31.35	29	0.3493	-0.068	-0.151	-0.008	-0.009	-0.027	0.051

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 13**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

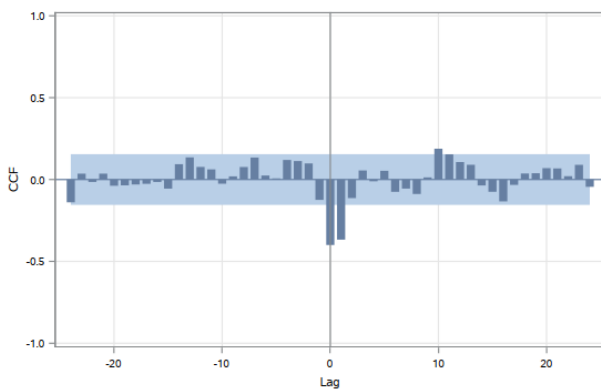
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.89833	0.04159	21.60	<.0001	1
MA2,1	0.78404	0.05102	15.37	<.0001	12
AR1,1	0.30459	0.09045	3.37	0.0009	2

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	4.08	3	0.2534	0.085	0.030	0.033	-0.070	0.050	-0.083
12	11.53	9	0.2413	0.085	-0.027	-0.072	-0.067	-0.139	-0.069
18	15.25	15	0.4335	-0.097	0.087	0.019	0.031	0.038	0.019
24	22.17	21	0.3899	0.088	-0.106	0.075	-0.053	-0.074	0.052
30	25.40	27	0.5522	0.033	-0.010	-0.085	-0.076	-0.040	-0.004

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.990303	Pr < W	0.3136
Kolmogorov-Smirnov	D	0.062593	Pr > D	0.1075
Cramer-von Mises	W-Sq	0.094781	Pr > W-Sq	0.1344
Anderson-Darling	A-Sq	0.570104	Pr > A-Sq	0.1416

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.60835	0.05759	10.56	<.0001	1	Y15	0
MA1,2	0.36593	0.05920	6.18	<.0001	3	Y15	0
MA2,1	0.82662	0.05419	15.26	<.0001	12	Y15	0
NUM1	-0.82810	0.17401	-4.76	<.0001	0	V15	0
NUM1,1	0.71203	0.17019	4.18	<.0001	1	V15	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V15									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	6.41	4	0.1708	-0.017	-0.070	-0.092	0.115	-0.078	0.075
11	14.66	10	0.1451	-0.119	-0.039	-0.081	-0.024	0.160	0.040
17	18.99	16	0.2690	0.022	0.051	-0.048	-0.020	-0.141	0.020
23	21.44	22	0.4935	0.042	0.041	0.040	0.067	0.023	0.068
29	24.75	28	0.6413	-0.063	-0.077	0.030	0.058	0.075	0.002

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 14**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

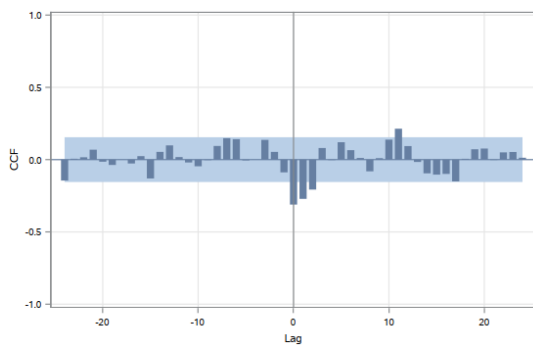
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.70917	0.05196	13.65	<.0001	1
MA1,2	0.17841	0.05744	3.11	0.0022	11
MA2,1	0.74305	0.05852	12.70	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	6.46	3	0.0914	-0.061	0.110	-0.061	-0.085	-0.039	-0.095
12	10.47	9	0.3135	0.007	-0.077	-0.061	-0.081	-0.079	-0.002
18	13.42	15	0.5702	0.033	0.079	0.041	0.051	0.064	0.007
24	25.29	21	0.2349	0.130	-0.104	0.105	-0.142	-0.027	0.044
30	30.20	27	0.3054	0.063	-0.044	-0.007	-0.074	-0.112	0.018

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.992496	Pr < W	0.5394
Kolmogorov-Smirnov	D	0.047825	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.069815	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.420106	Pr > A-Sq	>0.2500

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.30512	0.06862	4.45	<.0001	1	Y16	0
MA1,2	0.58703	0.08828	6.65	<.0001	6	Y16	0
AR1,1	-0.56445	0.08005	-7.05	<.0001	2	Y16	0
AR1,2	-0.49992	0.08950	-5.59	<.0001	4	Y16	0
AR2,1	-0.46225	0.08316	-5.56	<.0001	12	Y16	0
NUM1	-0.83290	0.24753	-3.36	0.0010	0	V16	0
NUM1,1	1.14548	0.25429	4.50	<.0001	1	V16	0
NUM1,2	1.20056	0.24570	4.89	<.0001	2	V16	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V16									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	3.54	3	0.3162	0.010	-0.027	0.142	-0.002	0.021	-0.004
11	9.90	9	0.3590	0.025	-0.031	-0.113	0.033	0.021	0.151
17	17.44	15	0.2932	-0.025	0.004	-0.148	-0.011	-0.106	-0.109
23	21.27	21	0.4425	0.039	0.120	0.062	-0.045	-0.010	-0.035
29	23.17	27	0.6761	-0.016	0.042	0.036	0.004	0.085	-0.030



**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 15**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

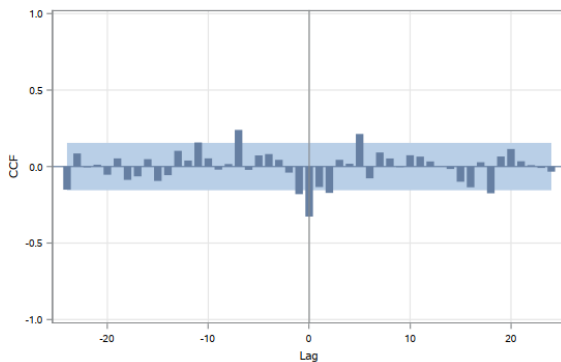
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.81073	0.04086	19.84	<.0001	1
MA1,2	0.16160	0.04384	3.69	0.0003	11
MA2,1	0.79671	0.05202	15.32	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	4.62	3	0.2019	0.027	0.105	-0.046	-0.034	-0.085	-0.067
12	12.64	9	0.1795	-0.140	-0.089	-0.042	-0.089	-0.089	-0.001
18	18.10	15	0.2577	0.017	0.008	0.084	0.109	0.095	0.027
24	27.69	21	0.1491	0.011	-0.186	0.102	-0.066	-0.010	0.022
30	32.60	27	0.2108	0.006	-0.026	0.008	-0.087	-0.124	-0.017

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.991295	Pr < W	0.4054
Kolmogorov-Smirnov	D	0.047751	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.046485	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.313359	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.87515	0.03841	22.78	<.0001	1	Y17	0
MA2,1	0.65417	0.06040	10.83	<.0001	12	Y17	0
NUM1	-0.68781	0.12467	-5.52	<.0001	0	V17	0
NUM1,1	0.28381	0.12728	2.23	0.0272	2	V17	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V17									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	9.05	4	0.0599	0.027	-0.206	-0.022	0.006	-0.004	0.107
11	12.78	10	0.2361	-0.093	-0.019	-0.073	-0.086	0.025	0.019
17	16.60	16	0.4118	0.030	0.000	-0.018	-0.081	-0.124	-0.005
23	22.91	22	0.4066	-0.159	0.049	0.024	0.086	-0.050	-0.011
29	26.40	28	0.5513	-0.055	0.012	0.107	0.046	0.060	0.025

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

- **Grid 16**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

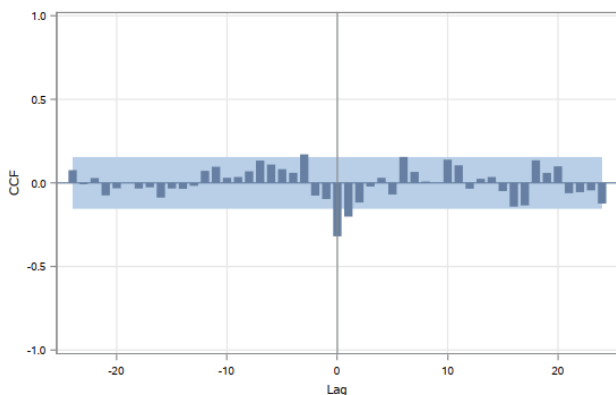
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.70493	0.05432	12.98	<.0001	1
MA1,2	0.14164	0.06002	2.36	0.0195	11
MA2,1	0.68998	0.06248	11.04	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	4.04	3	0.2567	-0.015	0.075	-0.012	-0.094	-0.037	-0.085
12	10.37	9	0.3213	-0.102	-0.051	-0.021	-0.137	-0.052	-0.024
18	17.13	15	0.3112	-0.032	0.076	0.061	0.150	0.054	0.019
24	23.93	21	0.2963	0.028	-0.133	0.090	0.042	0.041	0.073
30	29.98	27	0.3150	-0.022	-0.065	-0.108	-0.072	-0.086	0.025

Tests for Normality				
Test	Statistic	p Value		
Shapiro-Wilk	W	0.99694	Pr < W	0.9840
Kolmogorov-Smirnov	D	0.032625	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.025414	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.176368	Pr > A-Sq	>0.2500

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.92003	0.03945	23.32	<.0001	1	Y18	0
MA2,1	0.84075	0.04579	18.36	<.0001	12	Y18	0
AR1,1	0.33103	0.08486	3.90	0.0001	1	Y18	0
AR1,2	-0.19662	0.08329	-2.36	0.0194	2	Y18	0
NUM1	-0.64058	0.11459	-5.59	<.0001	0	V18	0
NUM1,1	0.36878	0.11870	3.11	0.0022	1	V18	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V18									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	6.54	4	0.1624	0.097	-0.001	-0.078	0.017	-0.064	-0.140
11	12.52	10	0.2520	0.136	-0.092	-0.064	-0.010	0.067	0.019
17	15.86	16	0.4631	-0.041	0.040	0.051	-0.001	-0.072	-0.095
23	23.08	22	0.3973	0.174	0.009	0.107	-0.032	0.014	-0.017
29	28.31	28	0.4483	-0.094	0.108	-0.080	0.060	-0.015	-0.028

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 17**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

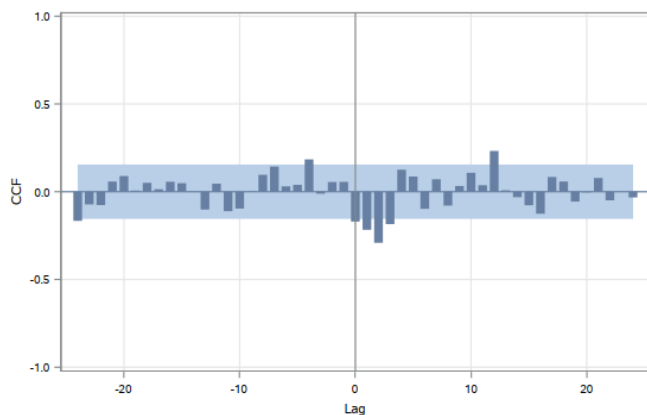
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.75308	0.05173	14.56	<.0001	1
MA2,1	0.80780	0.04839	16.69	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals										
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations						
6	8.77	4	0.0672	0.104	0.003	0.068	-0.115	-0.095	-0.113	
12	15.01	10	0.1316	-0.084	-0.029	-0.140	-0.077	-0.037	0.018	
18	16.14	16	0.4430	0.038	0.053	-0.025	-0.004	0.007	0.035	
24	21.05	22	0.5178	0.109	-0.079	0.038	0.019	-0.059	-0.044	
30	24.56	28	0.6516	0.064	0.024	-0.016	-0.084	0.052	-0.051	

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.983509	Pr < W	0.0449
Kolmogorov-Smirnov	D	0.059861	Pr > D	0.1478
Cramer-von Mises	W-Sq	0.100411	Pr > W-Sq	0.1126
Anderson-Darling	A-Sq	0.759457	Pr > A-Sq	0.0477

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.93935	0.02979	31.54	<.0001	1	Y20	0
MA2,1	0.77111	0.05432	14.20	<.0001	12	Y20	0
NUM1	-0.25126	0.12037	-2.09	0.0384	0	V20	0
NUM1,1	0.48426	0.11913	4.07	<.0001	2	V20	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V20									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	10.49	4	0.0329	0.031	-0.143	0.005	-0.154	0.097	0.096
11	18.47	10	0.0475	-0.140	0.040	-0.138	-0.050	0.070	-0.027
17	30.52	16	0.0155	0.227	0.048	0.021	-0.039	-0.111	0.068
23	35.07	22	0.0381	0.078	-0.017	0.035	0.132	-0.048	0.020
29	40.44	28	0.0604	-0.028	-0.105	-0.102	0.098	0.008	0.028

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 18**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

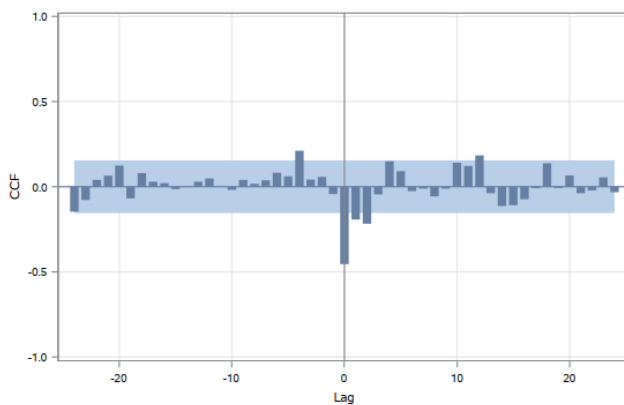
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.70877	0.05379	13.18	<.0001	1
MA1,2	0.12069	0.05501	2.19	0.0296	6
MA2,1	0.79942	0.04959	16.12	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	3.27	3	0.3522	0.020	-0.012	0.022	-0.087	-0.039	-0.093
12	5.38	9	0.8000	0.051	0.046	-0.011	-0.020	-0.081	-0.006
18	8.50	15	0.9021	0.030	0.115	-0.027	0.033	0.027	-0.016
24	13.72	21	0.8815	0.065	-0.114	0.050	0.073	-0.046	-0.006
30	17.54	27	0.9169	0.084	0.015	0.020	-0.052	0.090	-0.017

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.989075	Pr < W	0.2244
Kolmogorov-Smirnov	D	0.05438	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.070904	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.450689	Pr > A-Sq	>0.2500

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.66723	0.06183	10.79	<.0001	1	Y21	0
MA1,2	0.19241	0.06433	2.99	0.0032	3	Y21	0
MA2,1	0.79057	0.05364	14.74	<.0001	12	Y21	0
NUM1	-2.46700	0.36199	-6.82	<.0001	0	V21	0
NUM1,1	0.90978	0.36190	2.51	0.0129	1	V21	0
NUM1,2	1.33301	0.35777	3.73	0.0003	2	V21	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V21									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	4.31	3	0.2300	-0.003	-0.012	-0.000	-0.046	0.138	0.069
11	12.64	9	0.1795	-0.142	0.007	-0.039	-0.000	0.156	0.067
17	20.13	15	0.1669	0.194	-0.038	-0.046	-0.057	-0.028	-0.013
23	24.28	21	0.2797	0.128	-0.013	0.004	0.009	0.018	0.090
29	29.97	27	0.3154	-0.048	-0.073	-0.045	0.146	0.050	0.030



**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 19**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

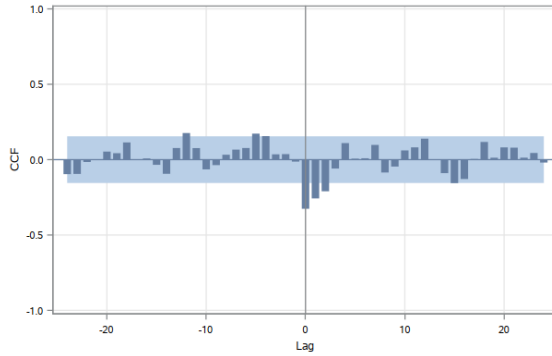
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.74453	0.05016	14.84	<.0001	1
MA1,2	0.13551	0.05090	2.66	0.0085	6
MA2,1	0.80707	0.04875	16.56	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	4.39	3	0.2223	0.032	-0.005	0.043	-0.090	-0.086	-0.083
12	7.53	9	0.5820	0.086	0.035	-0.067	-0.028	0.007	-0.061
18	15.20	15	0.4368	-0.055	0.182	-0.026	0.066	-0.000	-0.016
24	20.63	21	0.4819	-0.044	-0.136	-0.028	0.007	0.014	0.081
30	24.68	27	0.5925	0.136	-0.027	-0.015	-0.021	0.010	0.014

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.991931	Pr < W	0.4734
Kolmogorov-Smirnov	D	0.039129	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.043831	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.346786	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.81744	0.04790	17.07	<.0001	12	Y22	0
AR1,1	-0.30399	0.07835	-3.88	0.0002	1	Y22	0
AR1,2	-0.58266	0.07907	-7.37	<.0001	2	Y22	0
AR1,3	-0.39824	0.08625	-4.62	<.0001	3	Y22	0
AR1,4	-0.27355	0.07948	-3.44	0.0007	4	Y22	0
AR1,5	-0.21873	0.07888	-2.77	0.0062	5	Y22	0
NUM1	-2.00825	0.32545	-6.17	<.0001	0	Y22	0
NUM1,1	1.72789	0.33743	5.12	<.0001	1	Y22	0
NUM1,2	1.10248	0.32074	3.44	0.0008	2	Y22	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V22									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	7.72	3	0.0522	0.014	-0.007	-0.105	-0.054	0.090	-0.157
11	14.10	9	0.1188	-0.043	0.088	-0.157	0.034	0.000	0.057
17	23.67	15	0.0709	0.148	-0.111	0.011	-0.134	-0.073	-0.014
23	28.83	21	0.1181	0.052	-0.088	0.089	0.056	0.010	0.099
29	30.76	27	0.2812	-0.041	0.042	-0.014	0.007	0.074	0.050

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 20**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

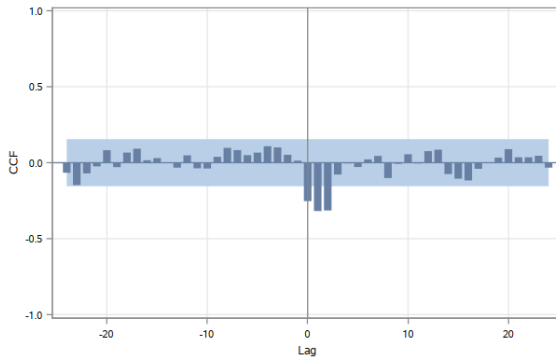
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.85750	0.04091	20.96	<.0001	1
MA1,2	0.11895	0.04212	2.82	0.0053	6
MA2,1	0.84852	0.04450	19.07	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	3.84	3	0.2795	0.031	0.058	0.054	-0.111	-0.045	-0.028
12	7.14	9	0.6222	0.082	0.009	-0.022	-0.058	-0.053	-0.070
18	11.25	15	0.7345	-0.049	0.124	0.046	-0.016	0.009	-0.046
24	17.10	21	0.7053	-0.033	-0.108	0.051	-0.044	0.003	0.113
30	19.67	27	0.8443	0.060	-0.053	0.025	-0.062	-0.044	-0.004

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.994522	Pr < W	0.7928
Kolmogorov-Smirnov	D	0.036311	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.043152	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.246861	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.94604	0.03201	29.55	<.0001	1	Y23	0
MA2,1	0.76661	0.05918	12.95	<.0001	12	Y23	0
AR1,1	0.52641	0.07873	6.69	<.0001	1	Y23	0
AR1,2	-0.35087	0.07650	-4.59	<.0001	2	Y23	0
NUM1	-1.05712	0.25037	-4.22	<.0001	0	V23	0
NUM1,1	1.21016	0.26359	4.59	<.0001	1	V23	0
NUM1,2	1.17708	0.25208	4.67	<.0001	2	V23	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V23									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	2.58	3	0.4614	0.004	-0.004	-0.026	-0.051	0.003	-0.111
11	8.15	9	0.5196	-0.045	0.009	-0.157	0.061	0.007	-0.056
17	12.31	15	0.6557	0.083	0.049	-0.091	0.001	-0.086	-0.015
23	16.56	21	0.7376	-0.077	-0.020	0.062	-0.003	0.079	0.097
29	19.61	27	0.8465	-0.010	0.056	0.009	0.062	0.095	0.048

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 21**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

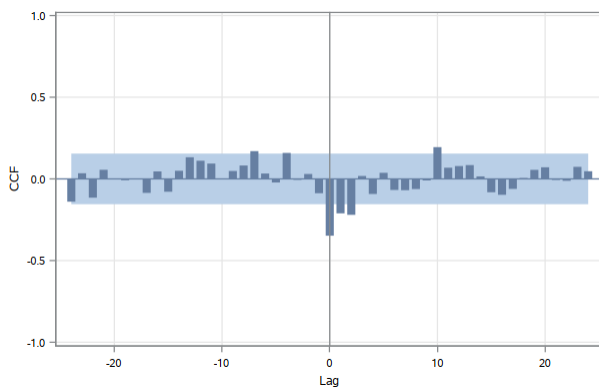
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.74910	0.05604	13.37	<.0001	1
MA1,2	0.15972	0.05740	2.78	0.0060	4
MA2,1	0.80763	0.04865	16.60	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	9.09	3	0.0281	-0.093	0.169	-0.046	0.007	0.076	-0.087
12	15.04	9	0.0898	0.071	-0.027	-0.017	-0.029	-0.157	-0.038
18	20.55	15	0.1517	-0.079	0.115	0.004	-0.014	0.080	-0.059
24	28.26	21	0.1329	0.092	-0.131	0.109	-0.041	0.029	-0.006
30	33.17	27	0.1914	0.090	-0.056	0.016	-0.111	0.023	-0.010

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.991724	Pr < W	0.4506
Kolmogorov-Smirnov	D	0.039895	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.038882	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.298064	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.96191	0.02777	34.64	<.0001	1	Y24	0
MA2,1	0.80616	0.05235	15.40	<.0001	12	Y24	0
AR1,1	0.33898	0.07940	4.27	<.0001	1	Y24	0
AR1,2	-0.25193	0.07879	-3.20	0.0017	11	Y24	0
NUM1	-1.22883	0.24844	-4.95	<.0001	0	V24	0
NUM1,1	0.88812	0.24359	3.65	0.0004	1	V24	0
NUM1,2	0.70927	0.24360	2.91	0.0041	2	V24	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V24									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	2.51	3	0.4742	0.033	-0.035	-0.011	0.040	-0.042	0.097
11	11.13	9	0.2666	-0.111	0.002	-0.094	-0.009	0.168	-0.052
17	15.61	15	0.4084	0.031	0.030	0.010	-0.112	-0.088	-0.070
23	19.47	21	0.5548	-0.058	0.059	-0.010	0.056	-0.016	0.114
29	21.30	27	0.7721	0.031	0.031	0.035	0.023	0.081	0.028

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 22**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

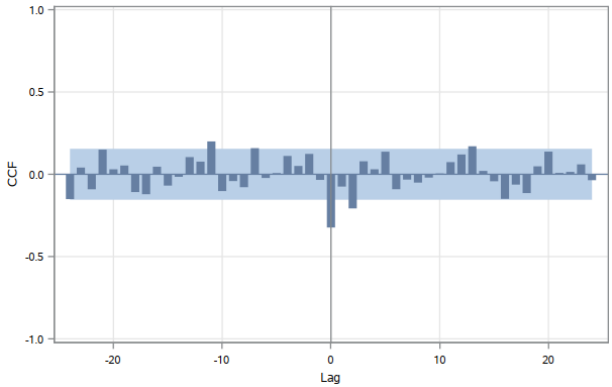
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.33148	0.06889	4.81	<.0001	2
MA1,2	0.57713	0.07574	7.62	<.0001	24
AR1,1	-0.65067	0.06598	-9.86	<.0001	1
AR2,1	-0.84194	0.05639	-14.93	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	5.76	2	0.0561	-0.006	-0.004	-0.105	-0.124	-0.001	-0.083
12	11.57	8	0.1712	0.056	-0.056	-0.042	-0.038	-0.151	-0.010
18	17.34	14	0.2385	-0.078	0.050	-0.015	0.107	0.093	-0.044
24	20.79	20	0.4094	-0.008	-0.087	0.067	-0.057	-0.048	-0.015
30	31.83	26	0.1989	0.084	0.127	-0.009	-0.101	-0.145	-0.012

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.99617	Pr < W	0.9486
Kolmogorov-Smirnov	D	0.042958	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.031686	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.16566	Pr > A-Sq	>0.2500

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.97566	0.01977	49.35	<.0001	1	Y25	0
MA2,1	0.57042	0.06979	8.17	<.0001	12	Y25	0
AR1,1	-0.18900	0.07440	-2.54	0.0120	11	Y25	0
AR1,2	-0.40330	0.07430	-5.43	<.0001	13	Y25	0
NUM1	-0.85443	0.19197	-4.45	<.0001	0	V25	0
NUM1,1	0.54319	0.18864	2.88	0.0045	2	V25	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V25									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	2.11	4	0.7162	0.024	-0.068	0.057	0.025	0.043	0.042
11	5.22	10	0.8760	-0.023	0.003	-0.080	-0.008	-0.083	0.070
17	14.83	16	0.5372	0.113	0.144	0.083	-0.057	-0.049	-0.110
23	17.94	22	0.7093	-0.081	-0.073	0.075	-0.021	-0.029	0.004
29	20.65	28	0.8397	-0.065	0.059	-0.010	0.035	0.010	0.085



**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 23**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

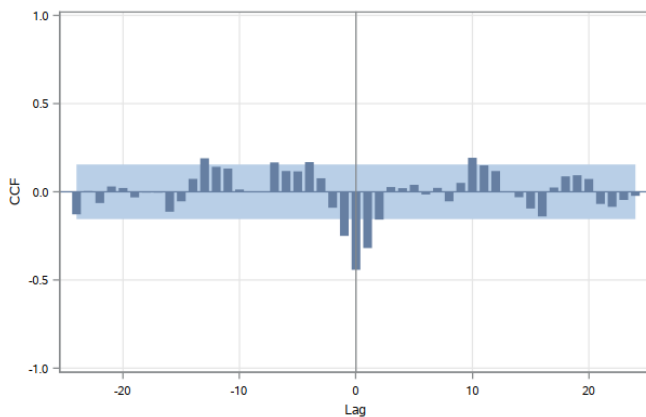
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.76514	0.05034	15.20	<.0001	1
MA2,1	0.81025	0.04711	17.20	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	8.30	4	0.0812	0.052	0.136	-0.045	-0.088	-0.129	-0.024
12	16.42	10	0.0881	-0.048	-0.034	-0.047	-0.057	-0.178	-0.066
18	22.68	16	0.1225	-0.100	0.027	0.042	0.121	0.078	-0.020
24	31.18	22	0.0925	-0.035	-0.105	0.126	0.058	0.020	0.109
30	39.71	28	0.0702	0.030	-0.019	0.006	-0.123	-0.158	-0.024

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.995744	Pr < W	0.9180
Kolmogorov-Smirnov	D	0.0355	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.030637	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.197107	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.93726	0.03607	25.98	<.0001	1	Y26	0
MA2,1	0.79299	0.05860	13.53	<.0001	12	Y26	0
AR1,1	0.60618	0.08412	7.21	<.0001	1	Y26	0
AR1,2	-0.21440	0.07920	-2.71	0.0075	2	Y26	0
AR1,3	-0.18638	0.07558	-2.47	0.0147	12	Y26	0
NUM1	-0.85388	0.18756	-4.55	<.0001	0	V26	0
NUM1,1	0.98160	0.22544	4.35	<.0001	1	V26	0
NUM1,2	0.65887	0.20290	3.25	0.0014	2	V26	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V26									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	1.74	3	0.6279	-0.072	0.032	0.047	-0.015	-0.037	-0.023
11	10.60	9	0.3038	-0.085	0.018	-0.118	0.077	0.158	-0.035
17	18.45	15	0.2396	-0.012	-0.127	-0.020	-0.115	-0.132	0.018
23	20.58	21	0.4849	-0.029	0.028	0.002	-0.090	0.029	0.049
29	22.26	27	0.7239	0.012	0.036	0.014	0.068	-0.059	-0.024

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 24**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

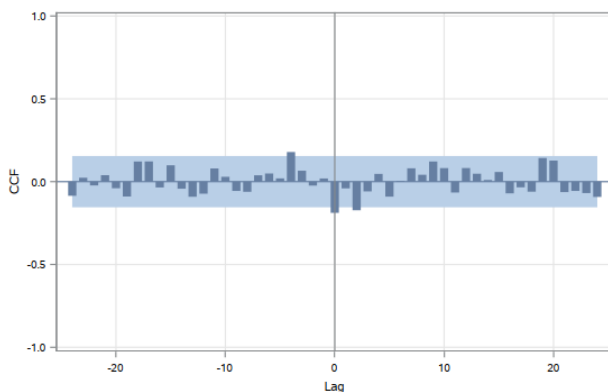
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.84032	0.04264	19.71	<.0001	1
MA2,1	0.77582	0.05035	15.41	<.0001	12
AR1,1	-0.27324	0.07743	-3.53	0.0005	11

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	3.32	3	0.3446	0.073	0.056	0.026	-0.077	-0.057	0.031
12	8.22	9	0.5122	-0.083	-0.065	-0.109	-0.065	0.018	0.009
18	12.90	15	0.6097	-0.083	0.026	0.000	0.083	0.080	0.064
24	19.03	21	0.5834	-0.021	-0.099	0.077	0.088	0.072	0.050
30	23.08	27	0.6809	-0.029	-0.061	-0.047	-0.090	-0.063	0.033

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.989028	Pr < W	0.2215
Kolmogorov-Smirnov	D	0.049375	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.076026	Pr > W-Sq	0.2367
Anderson-Darling	A-Sq	0.549869	Pr > A-Sq	0.1595

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.81998	0.05145	15.94	<.0001	12	Y27	0
AR1,1	-0.79837	0.07906	-10.10	<.0001	1	Y27	0
AR1,2	-0.64680	0.09887	-6.54	<.0001	2	Y27	0
AR1,3	-0.30727	0.10000	-3.07	0.0025	3	Y27	0
AR1,4	-0.18195	0.08271	-2.20	0.0292	4	Y27	0
NUM1	-0.16946	0.05925	-2.86	0.0048	0	V27	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V27									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	7.21	5	0.2054	-0.053	-0.049	-0.172	-0.039	0.026	-0.079
11	12.10	11	0.3563	0.035	0.056	0.054	0.110	0.052	-0.084
17	13.85	17	0.6774	0.064	0.039	0.020	0.011	-0.044	-0.049
23	22.14	23	0.5119	-0.073	0.154	0.084	-0.035	-0.060	-0.093
29	30.72	29	0.3786	-0.098	-0.113	0.070	-0.019	-0.152	-0.028

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 25**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

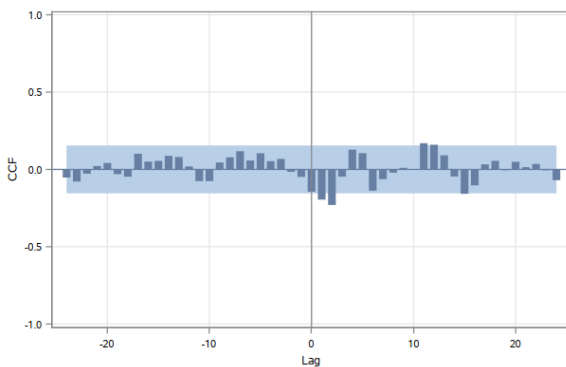
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.83727	0.04238	19.76	<.0001	1
MA1,2	0.12775	0.04338	2.95	0.0037	6
MA2,1	0.81843	0.04911	16.67	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	4.93	3	0.1771	0.054	-0.026	0.077	-0.090	-0.098	-0.034
12	8.64	9	0.4711	-0.039	0.059	-0.085	-0.022	-0.068	0.057
18	11.37	15	0.7263	0.094	-0.001	-0.039	0.040	-0.051	-0.015
24	14.54	21	0.8455	0.097	-0.045	0.014	-0.029	-0.055	-0.032
30	22.48	27	0.7127	0.103	0.078	-0.008	-0.016	0.090	-0.118

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.990277	Pr < W	0.3114
Kolmogorov-Smirnov	D	0.068356	Pr > D	0.0552
Cramer-von Mises	W-Sq	0.058773	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.36122	Pr > A-Sq	>0.2500

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.95720	0.02622	36.50	<.0001	1	Y29	0
MA2,1	0.76488	0.06142	12.45	<.0001	12	Y29	0
AR1,1	-0.30225	0.08879	-3.40	0.0008	12	Y29	0
NUM1	-0.38649	0.17026	-2.27	0.0245	0	V29	1
NUM1,1	0.80674	0.17867	4.52	<.0001	1	V29	1

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V29									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	10.87	4	0.0281	-0.105	0.002	-0.086	0.110	0.135	-0.133
11	16.32	10	0.0909	-0.091	-0.056	-0.008	-0.048	0.085	0.111
17	22.35	16	0.1323	0.098	0.033	-0.127	-0.088	0.043	0.017
23	24.31	22	0.3314	-0.077	0.021	0.030	0.045	0.038	-0.034
29	27.79	28	0.4757	-0.105	-0.040	-0.004	0.005	0.073	0.057

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 26**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

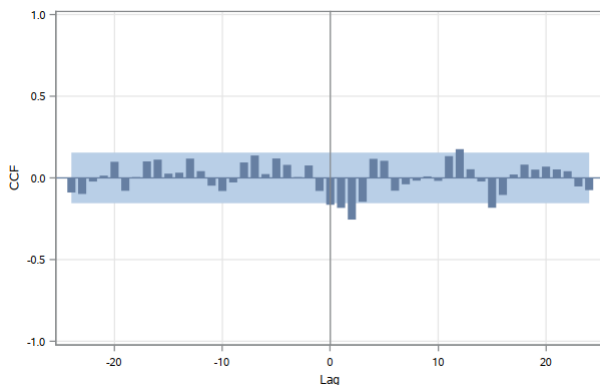
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.74311	0.05150	14.43	<.0001	1
MA1,2	0.12111	0.05326	2.27	0.0243	6
MA2,1	0.78858	0.05135	15.36	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	4.36	3	0.2250	0.008	-0.066	0.106	-0.009	-0.084	-0.048
12	6.63	9	0.6757	-0.023	0.077	-0.027	-0.044	-0.056	0.018
18	10.16	15	0.8095	0.076	0.004	-0.037	0.080	-0.069	-0.026
24	13.41	21	0.8936	0.079	-0.065	0.017	0.054	-0.045	-0.034
30	19.59	27	0.8475	0.096	0.044	0.047	-0.027	0.121	-0.043

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.994568	Pr < W	0.7983
Kolmogorov-Smirnov	D	0.034926	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.027842	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.173694	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.92438	0.04044	22.86	<.0001	1	Y30	0
MA2,1	0.79886	0.05204	15.35	<.0001	12	Y30	0
AR1,1	0.45204	0.08700	5.20	<.0001	1	Y30	0
AR1,2	-0.21329	0.08492	-2.51	0.0130	2	Y30	0
NUM1	-0.88705	0.34223	-2.59	0.0104	0	V30	1
NUM1,1	1.10950	0.33958	3.27	0.0013	1	V30	1

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V30									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	14.07	4	0.0071	0.038	-0.093	-0.182	0.162	0.052	-0.117
11	21.09	10	0.0205	-0.013	-0.031	0.030	-0.038	0.130	0.150
17	25.78	16	0.0572	0.052	0.051	-0.132	-0.025	0.046	0.055
23	28.80	22	0.1505	-0.009	0.086	0.072	0.070	-0.013	-0.028
29	33.27	28	0.2258	-0.065	-0.090	0.105	0.025	0.035	0.043



**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 27**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

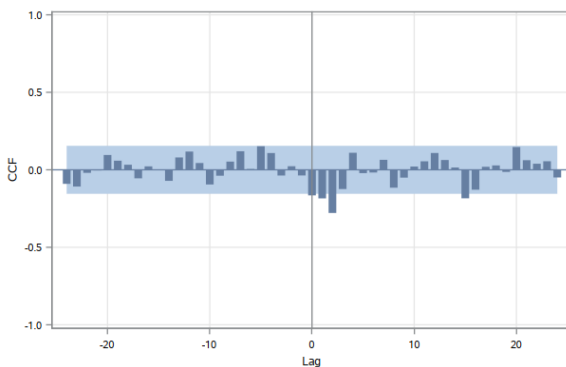
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.79977	0.04410	18.14	<.0001	1
MA1,2	0.15567	0.04583	3.40	0.0009	6
MA2,1	0.82247	0.04896	16.80	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	3.00	3	0.3923	0.072	-0.027	0.030	-0.053	-0.074	-0.048
12	6.42	9	0.6968	0.041	0.081	-0.031	-0.085	-0.038	-0.036
18	12.39	15	0.6490	-0.043	0.147	-0.046	0.039	0.017	-0.069
24	15.46	21	0.7993	-0.005	-0.085	-0.092	0.003	0.012	0.008
30	16.83	27	0.9353	0.067	0.011	-0.010	-0.019	0.042	-0.003

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.988649	Pr < W	0.1992
Kolmogorov-Smirnov	D	0.065766	Pr > D	0.0773
Cramer-von Mises	W-Sq	0.083808	Pr > W-Sq	0.1908
Anderson-Darling	A-Sq	0.510131	Pr > A-Sq	0.2033

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.97703	0.02022	48.32	<.0001	1	Y31	0
MA2,1	0.78632	0.05741	13.70	<.0001	12	Y31	0
AR1,1	0.33928	0.07893	4.30	<.0001	1	Y31	0
AR1,2	-0.22774	0.07916	-2.88	0.0046	2	Y31	0
NUM1	-1.22233	0.25256	-4.84	<.0001	0	V31	0
NUM1,1	1.11286	0.31968	3.48	0.0006	1	V31	0
NUM1,2	1.14215	0.33468	3.41	0.0008	2	V31	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V31									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	9.02	3	0.0290	0.131	0.042	-0.051	-0.077	0.130	-0.102
11	13.96	9	0.1239	-0.035	0.034	-0.155	-0.010	-0.053	-0.023
17	20.64	15	0.1487	0.053	0.006	0.059	-0.175	-0.060	-0.002
23	24.31	21	0.2782	-0.010	-0.055	0.110	-0.004	0.049	0.067
29	30.00	27	0.3142	-0.042	-0.078	-0.101	0.042	0.070	0.098

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 28**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

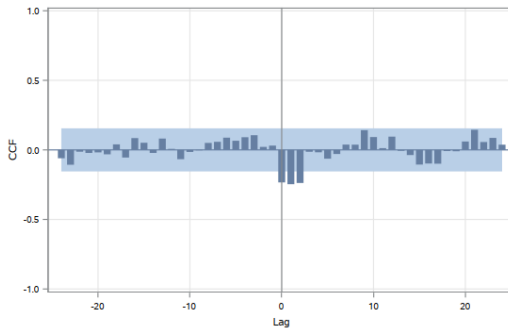
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.69693	0.05582	12.48	<.0001	1
MA2,1	0.85534	0.04322	19.79	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	7.55	4	0.1096	0.035	0.026	0.066	-0.156	-0.011	-0.113
12	10.25	10	0.4190	-0.069	0.029	-0.047	-0.054	-0.054	-0.039
18	16.02	16	0.4518	-0.058	0.142	0.063	0.013	0.004	-0.060
24	17.72	22	0.7224	-0.014	-0.081	0.033	0.005	0.010	0.030
30	19.99	28	0.8648	0.097	-0.025	-0.012	-0.017	0.018	-0.026

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.992988	Pr < W	0.6000
Kolmogorov-Smirnov	D	0.046283	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.04114	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.277838	Pr > A-Sq	>0.2500

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.72271	0.05951	12.14	<.0001	12	Y32	0
AR1,1	-0.45588	0.07795	-5.85	<.0001	1	Y32	0
AR1,2	-0.51212	0.08306	-6.17	<.0001	2	Y32	0
AR1,3	-0.42271	0.08574	-4.93	<.0001	3	Y32	0
AR1,4	-0.44879	0.08761	-5.12	<.0001	4	Y32	0
AR1,5	-0.30643	0.08507	-3.60	0.0004	5	Y32	0
AR1,6	-0.22064	0.07912	-2.79	0.0060	6	Y32	0
AR1,7	0.22496	0.07135	3.15	0.0019	13	Y32	0
NUM1	-1.79433	0.35877	-5.00	<.0001	0	V32	0
NUM1,1	1.50231	0.36283	4.14	<.0001	1	V32	0
NUM1,2	1.49421	0.35824	4.17	<.0001	2	V32	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V32									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	2.75	3	0.4312	0.034	0.004	0.041	0.040	-0.057	-0.095
11	6.54	9	0.6850	-0.092	-0.025	-0.058	0.080	0.009	-0.063
17	10.97	15	0.7545	0.067	-0.076	-0.003	-0.086	-0.037	-0.088
23	14.50	21	0.8473	0.040	-0.019	-0.028	0.107	0.003	0.084
29	17.55	27	0.9165	0.052	-0.065	0.060	0.015	0.086	-0.019

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 29**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

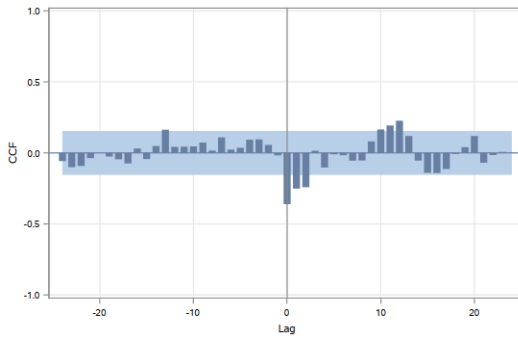
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.70979	0.05499	12.91	<.0001	1
MA2,1	0.80939	0.04735	17.09	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	8.53	4	0.0740	0.004	0.102	0.034	-0.159	-0.007	-0.111
12	16.35	10	0.0901	-0.051	0.012	-0.042	-0.019	-0.168	-0.101
18	19.00	16	0.2685	-0.023	0.073	0.064	0.015	0.060	-0.021
24	24.61	22	0.3159	0.014	-0.116	0.090	0.014	0.034	0.077
30	29.33	28	0.3958	0.031	-0.027	-0.003	-0.146	-0.012	0.007

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.988681	Pr < W	0.2009
Kolmogorov-Smirnov	D	0.057124	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.105838	Pr > W-Sq	0.0951
Anderson-Darling	A-Sq	0.637663	Pr > A-Sq	0.0960

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.80223	0.05333	15.04	<.0001	12	Y33	0
AR1,1	-0.38964	0.07852	-4.96	<.0001	1	Y33	0
AR1,2	-0.50827	0.08262	-6.15	<.0001	2	Y33	0
AR1,3	-0.39242	0.08692	-4.51	<.0001	3	Y33	0
AR1,4	-0.38620	0.08891	-4.34	<.0001	4	Y33	0
AR1,5	-0.24259	0.08558	-2.83	0.0052	5	Y33	0
AR1,6	-0.22652	0.08112	-2.79	0.0059	6	Y33	0
NUM1	-1.57105	0.28169	-5.58	<.0001	0	V33	0
NUM1,1	1.20010	0.28956	4.14	<.0001	1	V33	0
NUM1,2	1.24789	0.27888	4.47	<.0001	2	V33	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V33									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	5.96	3	0.1137	0.009	0.007	0.069	0.037	-0.172	0.021
11	15.33	9	0.0823	-0.105	-0.115	-0.127	0.051	0.083	0.083
17	22.23	15	0.1020	0.143	0.023	-0.046	-0.060	-0.087	-0.087
23	24.33	21	0.2775	0.007	0.012	0.038	-0.086	0.042	0.043
29	26.86	27	0.4715	0.041	0.031	0.005	0.098	0.054	-0.007

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 30**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

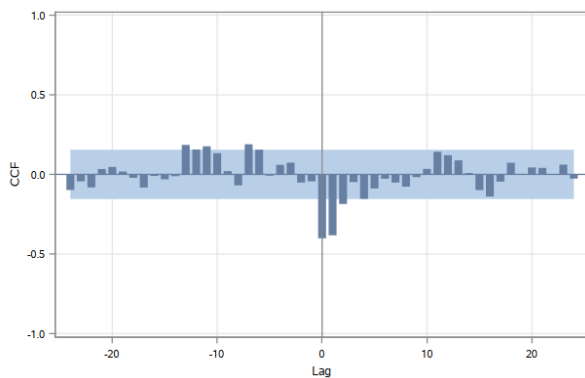
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.92161	0.03719	24.78	<.0001	1
MA2,1	0.84348	0.04490	18.79	<.0001	12
AR1,1	0.31884	0.08471	3.76	0.0002	2
AR1,2	-0.17256	0.08319	-2.07	0.0396	4

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	4.13	2	0.1268	0.130	0.001	0.078	-0.002	-0.030	-0.012
12	12.27	8	0.1395	-0.024	0.010	-0.019	-0.062	-0.163	-0.116
18	16.42	14	0.2882	-0.113	0.013	0.031	0.064	0.064	0.017
24	23.32	20	0.2733	-0.074	-0.117	0.080	0.075	-0.011	0.066
30	29.14	26	0.3047	0.001	-0.024	-0.084	-0.139	-0.042	-0.002

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.98959	Pr < W	0.2587
Kolmogorov-Smirnov	D	0.053008	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.077811	Pr > W-Sq	0.2262
Anderson-Darling	A-Sq	0.504357	Pr > A-Sq	0.2097

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.60297	0.06118	9.86	<.0001	1	Y34	0
MA1,2	0.28700	0.06274	4.57	<.0001	3	Y34	0
MA2,1	0.81119	0.04949	16.39	<.0001	12	Y34	0
NUM1	-1.25265	0.22511	-5.56	<.0001	0	V34	0
NUM1,1	1.02521	0.21995	4.66	<.0001	1	V34	0
NUM1,2	0.54569	0.22215	2.46	0.0151	2	V34	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V34									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	4.34	3	0.2270	-0.025	-0.034	0.024	0.005	-0.143	-0.059
11	7.24	9	0.6122	-0.035	-0.075	-0.050	-0.006	0.041	0.080
17	10.94	15	0.7569	0.034	0.008	-0.026	-0.116	-0.080	0.027
23	15.97	21	0.7716	0.093	-0.040	0.025	0.068	0.050	0.112
29	19.30	27	0.8586	-0.014	0.027	0.097	0.047	0.063	0.062



**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 31**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

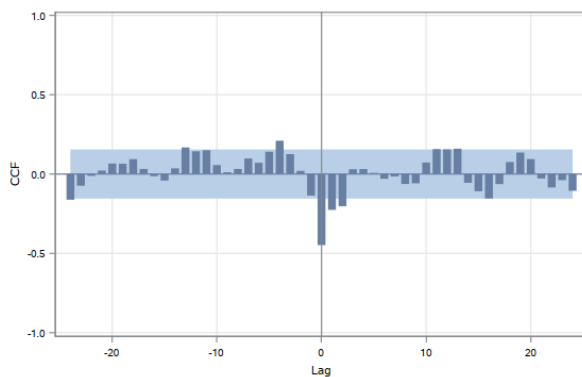
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.94638	0.02875	32.92	<.0001	1
MA2,1	0.83495	0.04496	18.57	<.0001	12
AR1,1	0.30165	0.08407	3.59	0.0004	2

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	8.29	3	0.0405	0.129	0.036	0.049	-0.139	-0.057	0.071
12	13.12	9	0.1573	-0.050	-0.000	-0.039	-0.074	-0.104	-0.081
18	20.41	15	0.1567	-0.116	0.060	0.046	0.134	0.048	0.008
24	30.27	21	0.0867	-0.085	-0.100	0.100	0.094	0.006	0.121
30	36.71	27	0.1006	-0.065	-0.002	0.039	-0.124	-0.098	0.032

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.991292	Pr < W	0.4051
Kolmogorov-Smirnov	D	0.041695	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.043245	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.330627	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.82611	0.04987	16.57	<.0001	12	Y35	0
AR1,1	-0.18051	0.07842	-2.30	0.0227	1	Y35	0
AR1,2	-0.18009	0.07906	-2.28	0.0241	2	Y35	0
AR1,3	-0.21906	0.08061	-2.72	0.0073	3	Y35	0
AR1,4	-0.24237	0.08195	-2.96	0.0036	4	Y35	0
NUM1	-1.08020	0.16089	-6.71	<.0001	0	V35	0
NUM1,1	0.46743	0.18352	2.55	0.0118	1	V35	0
NUM1,2	0.69180	0.15919	4.35	<.0001	2	V35	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input V35									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	1.59	3	0.6615	-0.038	-0.018	0.035	0.024	-0.075	-0.020
11	8.15	9	0.5189	-0.072	-0.043	-0.081	-0.055	0.130	0.079
17	14.22	15	0.5092	0.050	0.053	-0.139	-0.071	-0.077	-0.034
23	16.53	21	0.7393	0.093	0.058	0.029	0.005	-0.007	0.034
29	21.89	27	0.7431	-0.080	-0.097	0.112	-0.009	-0.044	-0.048

**Lampiran 5.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan(disaggregate) (lanjutan)

• **Grid 32**

-Estimasi model ARIMA deret *input*

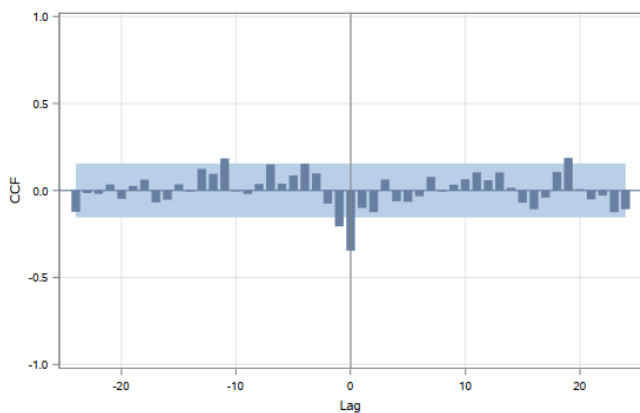
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.89956	0.04036	22.29	<.0001	1
MA2,1	0.77426	0.05103	15.17	<.0001	12
AR1,1	0.18996	0.09126	2.08	0.0389	2

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	6.48	3	0.0904	0.140	0.010	0.049	-0.063	-0.090	0.060
12	14.70	9	0.0996	-0.062	-0.018	-0.039	-0.074	-0.185	0.005
18	20.80	15	0.1432	-0.123	0.003	0.003	0.088	0.086	0.051
24	29.06	21	0.1126	-0.035	-0.069	0.104	0.139	0.040	0.069
30	32.08	27	0.2292	-0.046	-0.047	-0.016	-0.075	-0.030	0.061

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.985512	Pr < W	0.0806
Kolmogorov-Smirnov	D	0.056551	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.098233	Pr > W-Sq	0.1210
Anderson-Darling	A-Sq	0.638814	Pr > A-Sq	0.0956

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

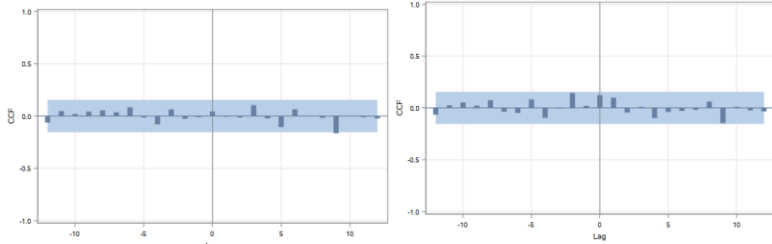
Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.96088	0.02533	37.94	<.0001	1	Y36	0
MA2,1	0.75898	0.05615	13.52	<.0001	12	Y36	0
AR1,1	0.33113	0.07871	4.21	<.0001	1	Y36	0
AR1,2	-0.20703	0.07641	-2.71	0.0075	13	Y36	0
NUM1	-0.57254	0.14048	-4.08	<.0001	0	V36	0

## -CCF residual

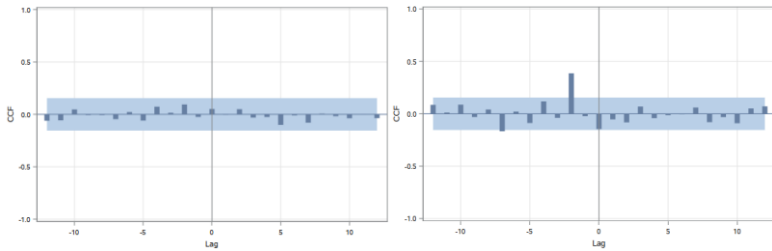
Crosscorrelation Check of Residuals with Input V36									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	7.72	5	0.1723	0.005	-0.041	-0.082	0.122	-0.142	-0.051
11	11.04	11	0.4403	0.010	0.077	-0.022	0.080	0.067	0.051
17	13.96	17	0.6698	0.038	0.056	-0.003	-0.095	-0.055	-0.028
23	23.44	23	0.4351	0.115	0.174	-0.021	0.031	0.047	-0.099
29	29.10	29	0.4597	-0.021	-0.151	0.079	-0.044	-0.007	-0.049

**Lampiran 6.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Temperatur(*disaggregate*)

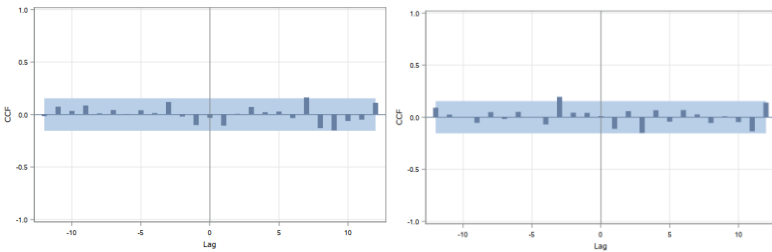
• **Grid 1 dan 2**



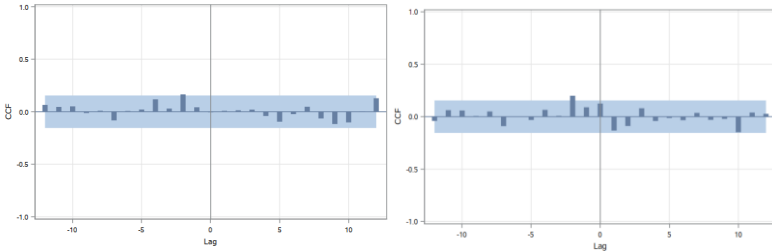
• **Grid 3 dan 4**



• **Grid 5 dan 6**

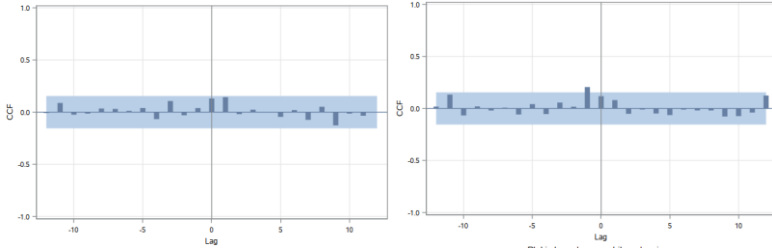


• **Grid 7 dan 8**

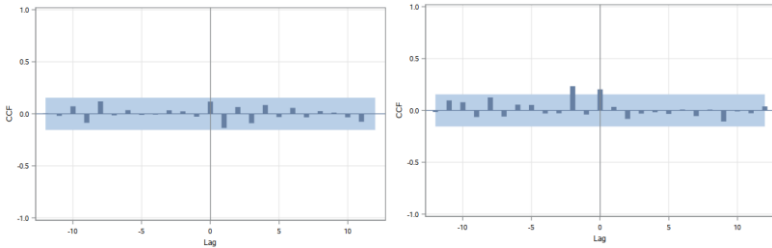


**Lampiran 6.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Temperatur(*disaggregate*) (lanjutan)

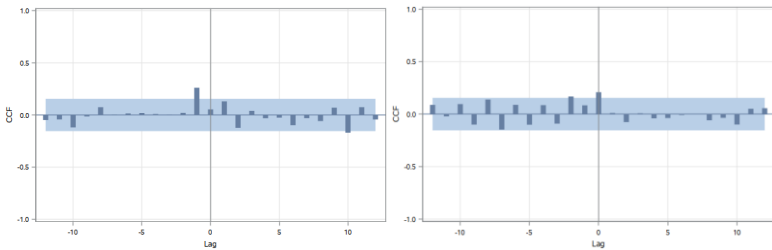
• **Grid 9 dan 10**



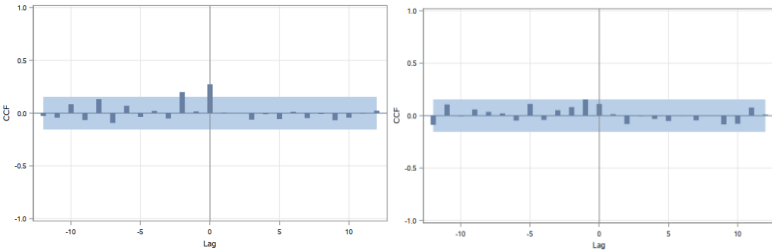
• **Grid 11 dan 12**



• **Grid 13 dan 14**

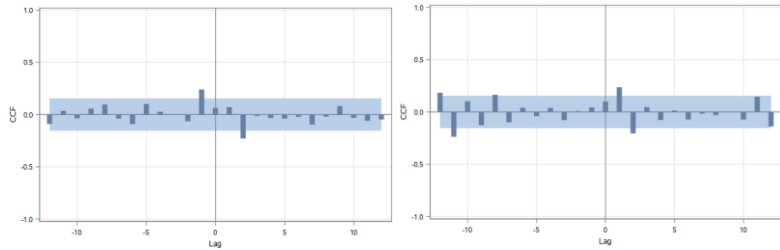


• **Grid 15 dan 16**

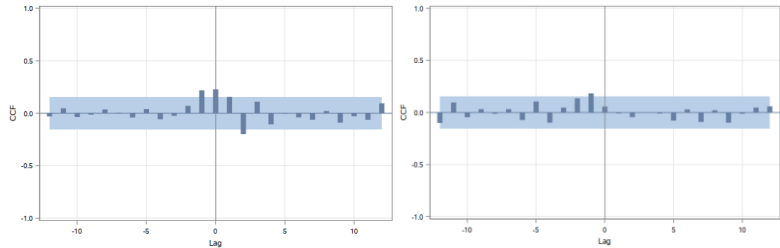


**Lampiran 6.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Temperatur(*disaggregate*) (lanjutan)

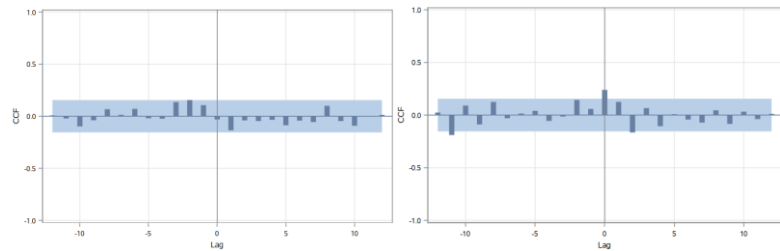
• **Grid 17 dan 18**



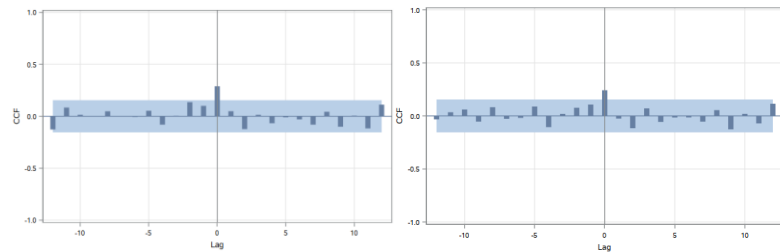
• **Grid 19 dan 20**



• **Grid 21 dan 22**

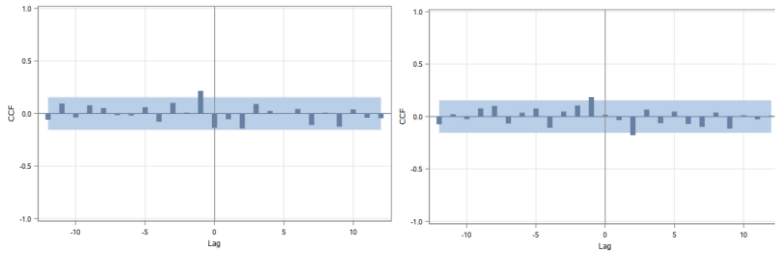


• **Grid 23 dan 24**

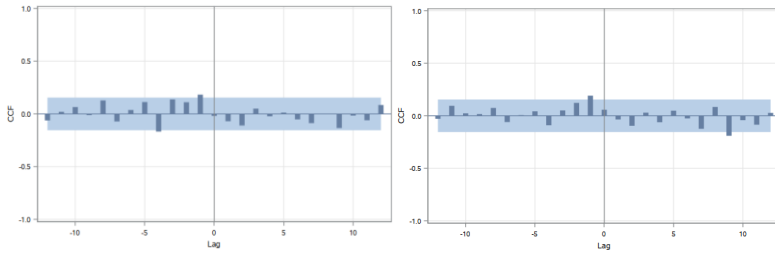


**Lampiran 6.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Temperatur(*disaggregate*) (lanjutan)

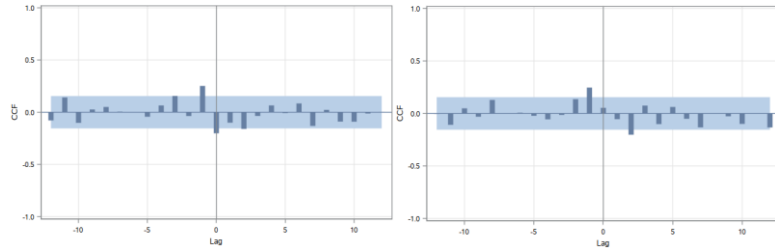
• **Grid 25 dan 26**



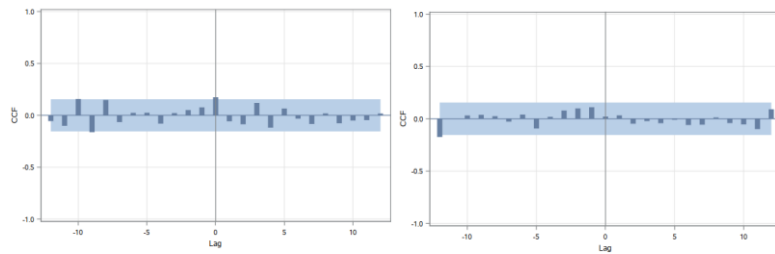
• **Grid 27 dan 28**



• **Grid 29 dan 30**



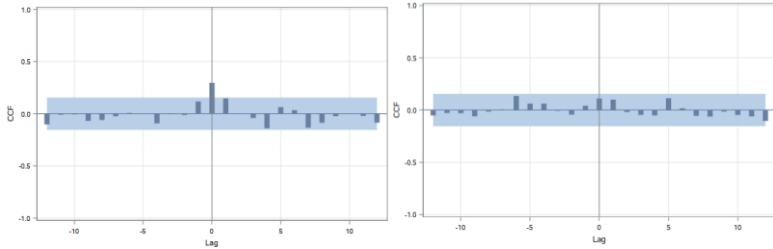
• **Grid 31 dan 32**



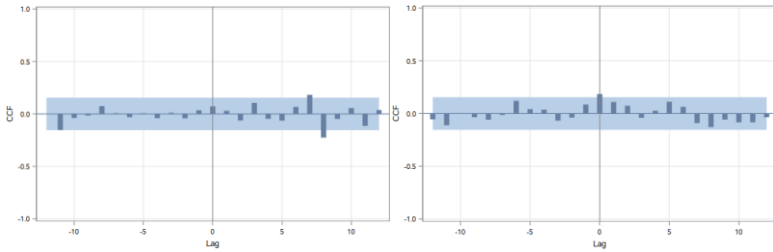


**Lampiran 7.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Lintang (*disaggregate*)

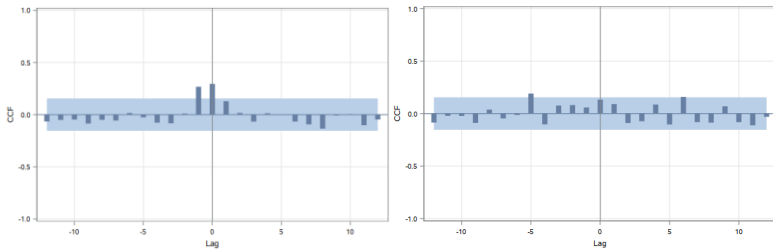
• **Grid 1 dan 2**



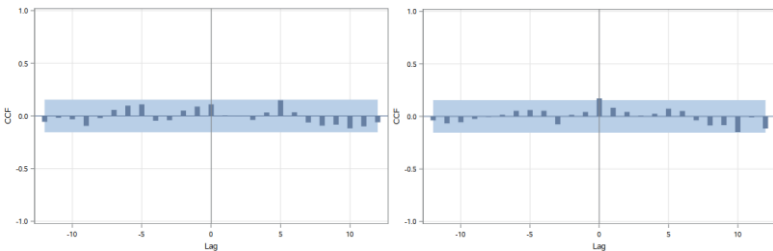
• **Grid 3 dan 4**



• **Grid 5 dan 6**

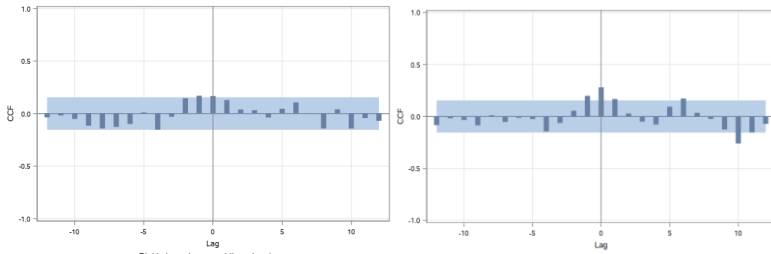


• **Grid 7 dan 8**

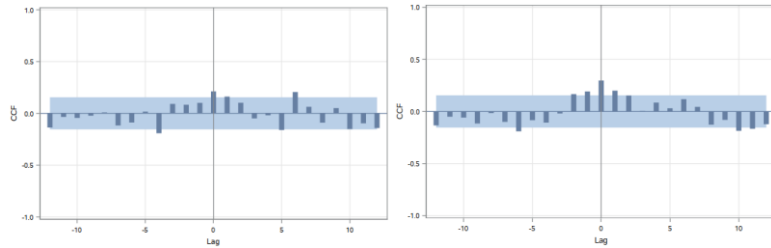


**Lampiran 7.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Lintang (*disaggregate*) (lanjutan)

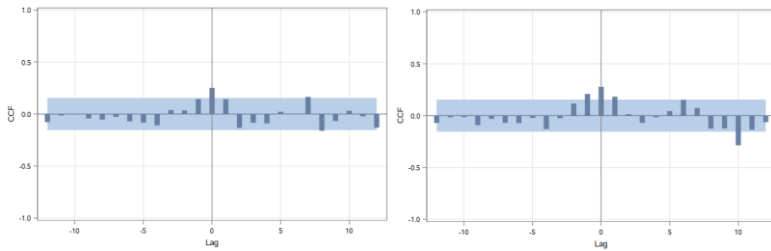
• **Grid 9 dan 10**



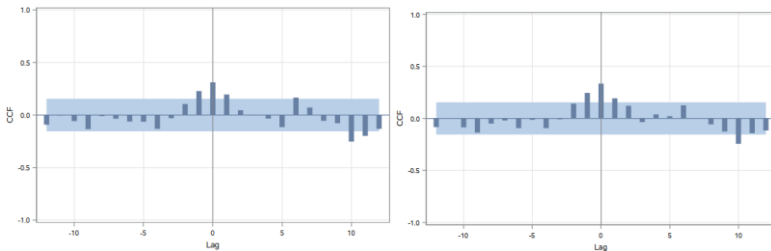
• **Grid 11 dan 12**



• **Grid 13 dan 14**

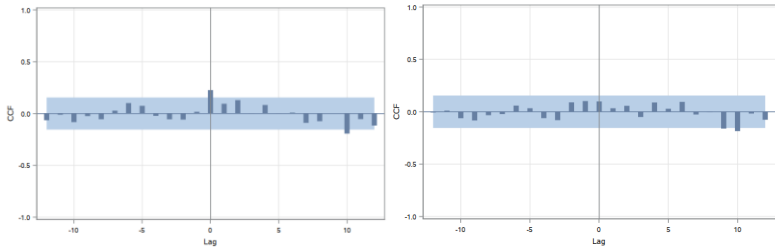


• **Grid 15 dan 16**

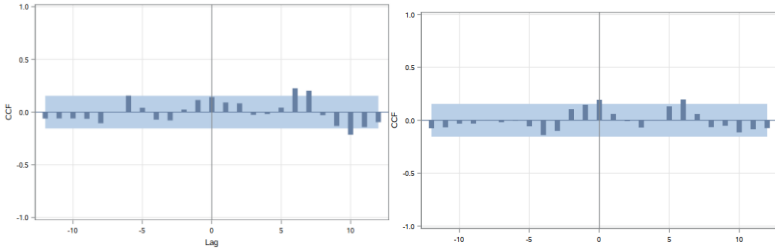


**Lampiran 7.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Lintang (*disaggregate*) (lanjutan)

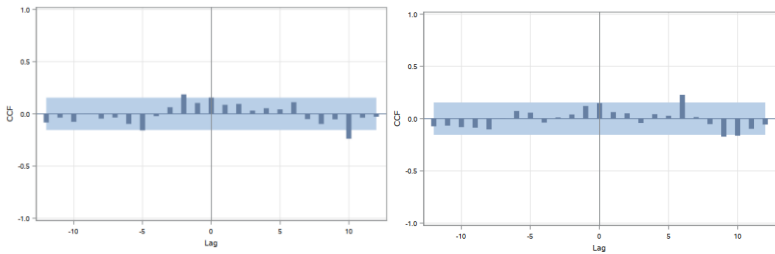
• **Grid 17 dan 18**



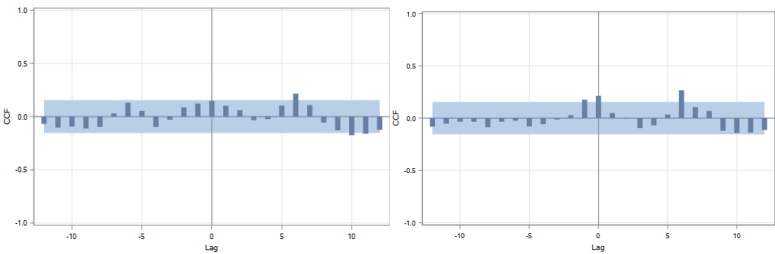
• **Grid 19 dan 20**



• **Grid 21 dan 22**

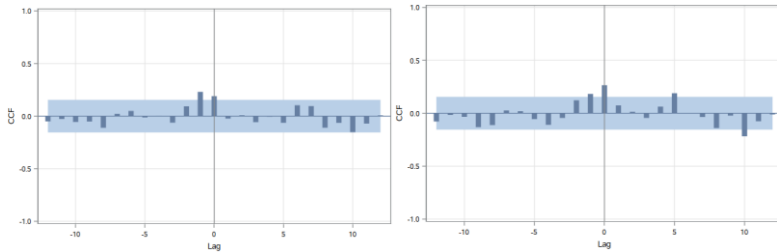


• **Grid 23 dan 24**

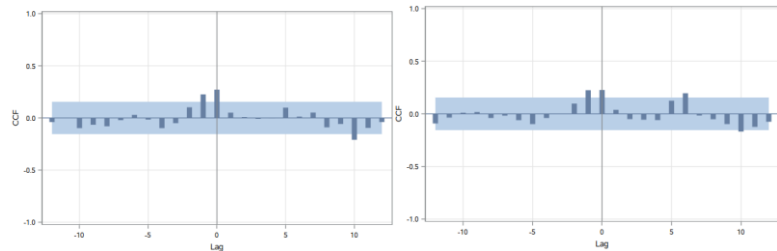


**Lampiran 7.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Lintang (*disaggregate*) (lanjutan)

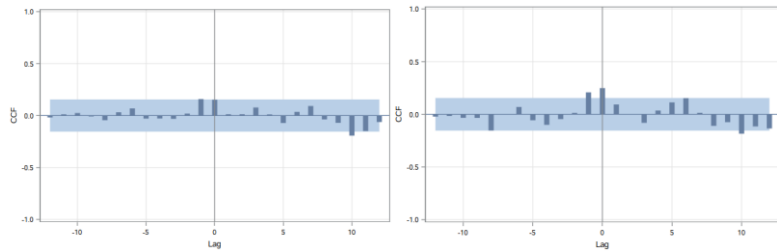
• **Grid 25 dan 26**



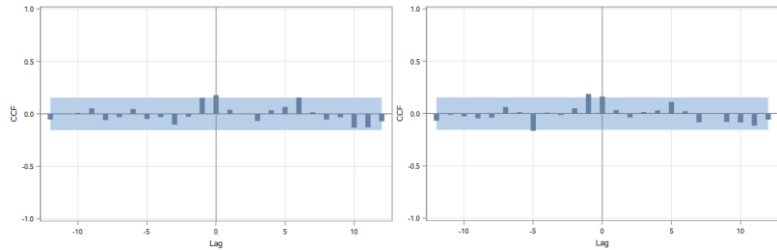
• **Grid 27 dan 28**



• **Grid 29 dan 30**

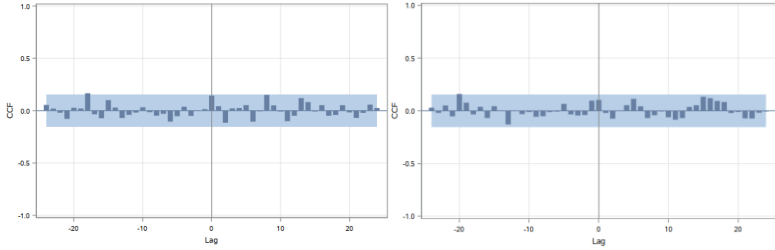


• **Grid 31 dan 32**

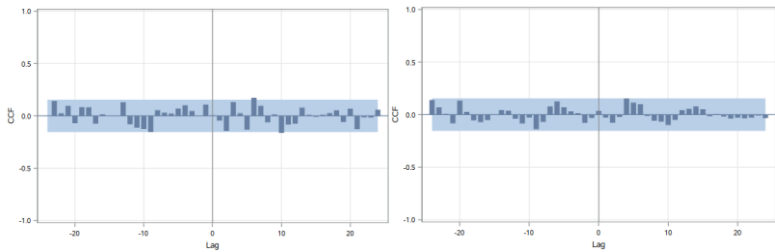


**Lampiran 8.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Bujur (*disaggregate*)

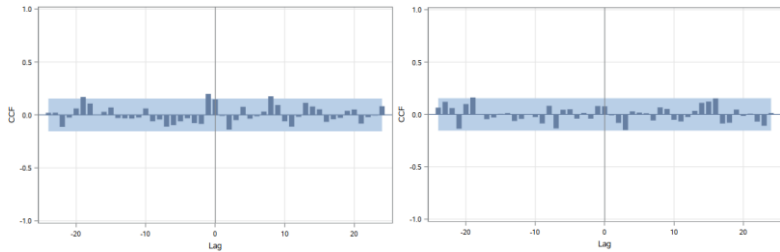
• **Grid 1 dan 2**



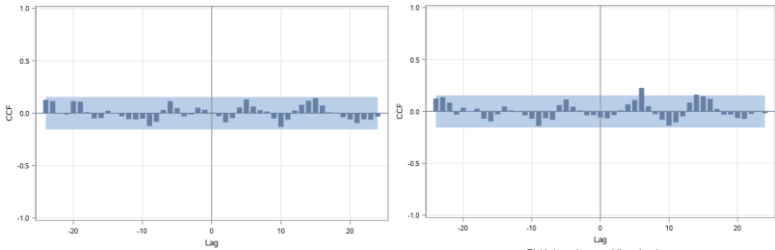
• **Grid 3 dan 4**



• **Grid 5 dan 6**

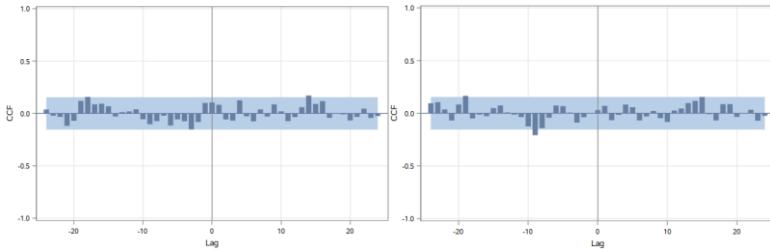


• **Grid 7 dan 8**

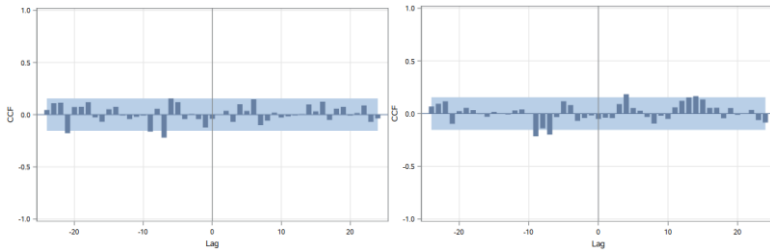


**Lampiran 8.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel input Kecepatan Angin Bujur (*disaggregate*) (lanjutan)

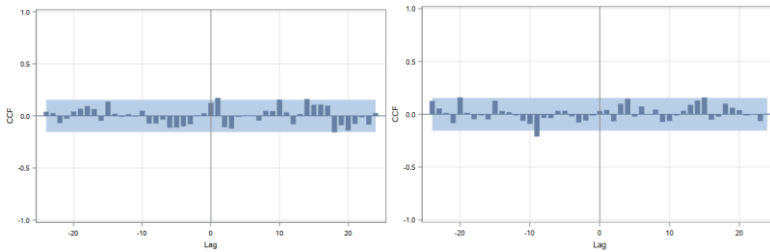
• **Grid 9 dan 10**



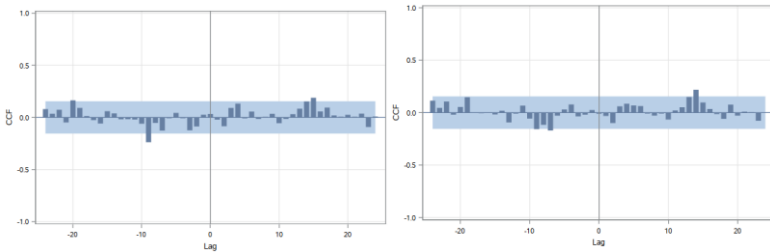
• **Grid 11 dan 12**



• **Grid 13 dan 14**

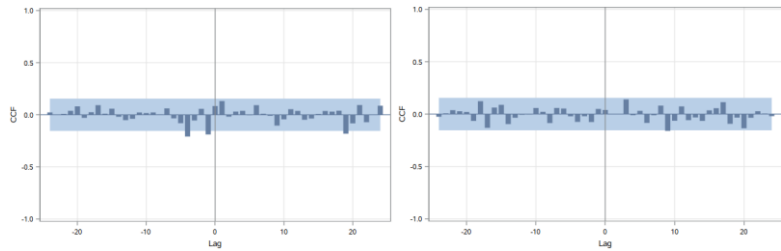


• **Grid 15 dan 16**

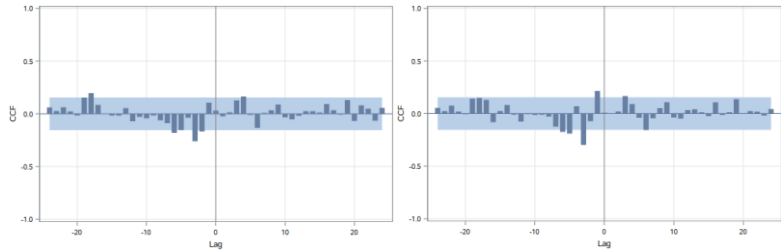


**Lampiran 8.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Bujur (*disaggregate*) (lanjutan)

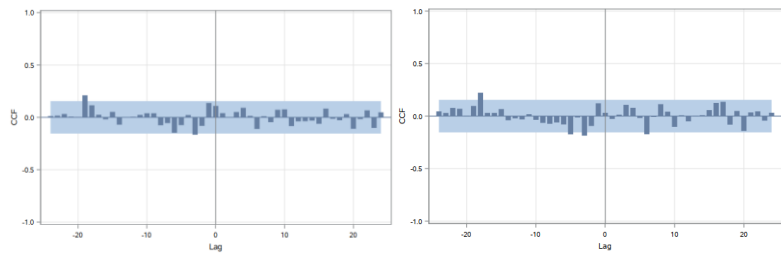
● **Grid 17 dan 18**



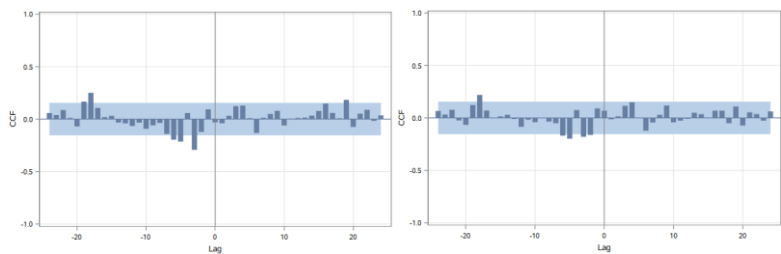
● **Grid 19 dan 20**



● **Grid 21 dan 22**

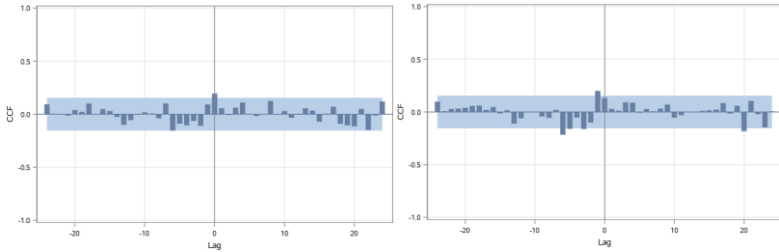


● **Grid 23 dan 24**

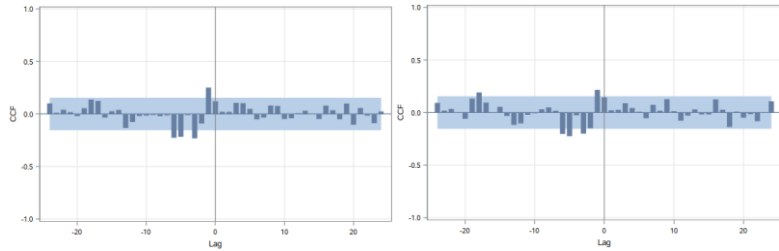


**Lampiran 8.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Bujur (*disaggregate*) (lanjutan)

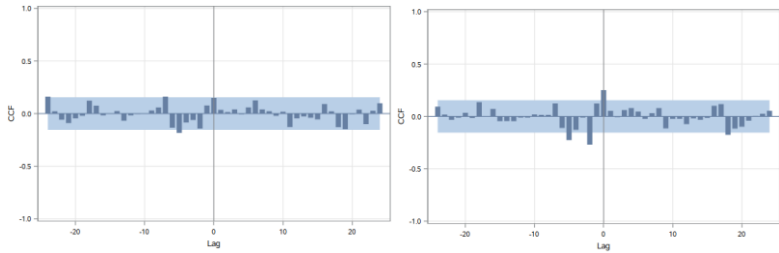
• **Grid 25 dan 26**



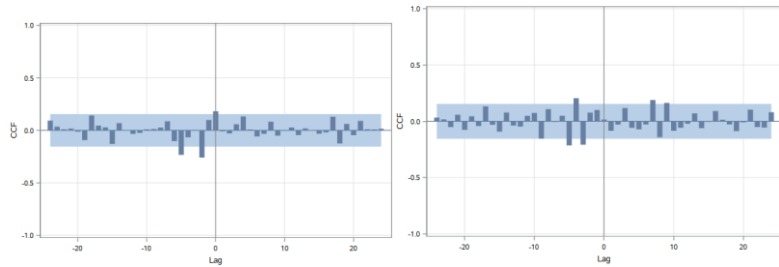
• **Grid 27 dan 28**



• **Grid 29 dan 30**



• **Grid 31 dan 32**





**Lampiran 9.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan (*cluster*)

• *Cluster 1*

-Estimasi model ARIMA deret *input*

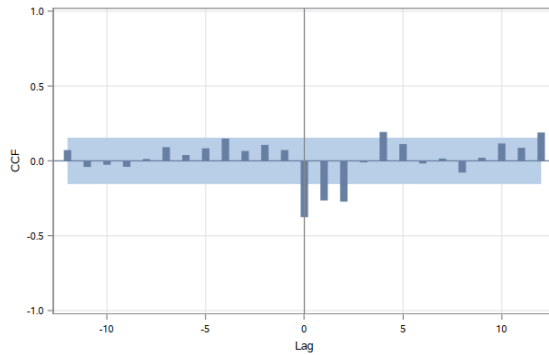
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.83808	0.04659	17.99	<.0001	12
AR1,1	-0.54546	0.07539	-7.24	<.0001	1
AR1,2	-0.26839	0.07567	-3.55	0.0005	2
AR1,3	-0.15315	0.06908	-2.22	0.0280	6

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	6.83	2	0.0328	-0.024	-0.053	-0.125	-0.132	-0.048	-0.025
12	10.15	8	0.2544	-0.055	0.066	-0.043	-0.051	-0.078	-0.025
18	15.32	14	0.3569	0.017	0.153	-0.055	0.011	0.013	-0.030
24	18.98	20	0.5231	0.063	-0.121	-0.003	0.013	0.000	0.020
30	22.30	26	0.6720	0.091	-0.022	-0.040	-0.057	0.051	-0.020

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.993445	Pr < W	0.6580
Kolmogorov-Smirnov	D	0.06088	Pr > D	0.1328
Cramer-von Mises	W-Sq	0.070822	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.397202	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.47957	0.06497	7.38	<.0001	1	YC1	0
MA1,2	0.40382	0.06708	6.02	<.0001	3	YC1	0
MA1,3	-0.25238	0.06413	-3.94	0.0001	13	YC1	0
MA1,4	0.20719	0.06346	3.26	0.0013	15	YC1	0
MA2,1	0.77874	0.05314	14.65	<.0001	12	YC1	0
AR1,1	-0.29708	0.08153	-3.64	0.0004	2	YC1	0
NUM1	-5.50604	0.68556	-8.03	<.0001	0	C1	0
NUM1,1	3.34627	0.70332	4.76	<.0001	1	C1	0
NUM1,2	2.99388	0.68959	4.34	<.0001	2	C1	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input C1										
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations						
5	3.74	3	0.2912	0.026	-0.012	-0.047	-0.022	0.138	-0.005	
11	10.95	9	0.2789	-0.113	0.032	-0.138	-0.062	0.080	-0.024	
17	20.27	15	0.1620	0.195	-0.058	0.005	-0.091	-0.068	-0.046	
23	25.43	21	0.2292	0.062	-0.056	0.033	0.013	0.031	0.149	
29	32.96	27	0.1983	-0.069	-0.122	-0.127	0.060	0.076	0.023	

**Lampiran 9.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan (*cluster*) (lanjutan)

- *Cluster 2*

-Estimasi model ARIMA deret *input*

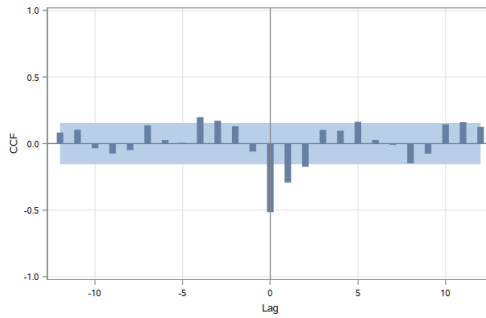
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.82370	0.04681	17.59	<.0001	12
AR1,1	-0.63212	0.07791	-8.11	<.0001	1
AR1,2	-0.18749	0.07802	-2.40	0.0174	2

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	9.07	3	0.0283	-0.003	-0.036	-0.106	-0.167	-0.072	-0.083
12	14.86	9	0.0948	0.065	0.031	-0.002	-0.058	-0.144	-0.054
18	19.04	15	0.2117	-0.066	0.084	0.040	0.084	0.051	-0.004
24	28.70	21	0.1213	0.018	-0.183	0.098	0.008	-0.014	0.080
30	34.54	27	0.1508	0.032	-0.001	-0.064	-0.142	-0.060	0.004

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.991701	Pr < W	0.4480
Kolmogorov-Smirnov	D	0.048899	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.057009	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.365402	Pr > A-Sq	>0.2500

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Unconditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.32312	0.11112	2.91	0.0042	5	YC2	0
MA2,1	0.97695	0.04634	21.08	<.0001	24	YC2	0
AR1,1	-0.50999	0.08112	-6.29	<.0001	1	YC2	0
AR1,2	-0.51823	0.09032	-5.74	<.0001	2	YC2	0
AR1,3	-0.46142	0.09876	-4.67	<.0001	3	YC2	0
AR1,4	-0.31987	0.10322	-3.10	0.0023	4	YC2	0
AR1,5	0.19735	0.07180	2.75	0.0067	9	YC2	0
AR2,1	-0.99980	0.0023205	-430.86	<.0001	12	YC2	0
NUM1	-4.61902	0.56858	-8.12	<.0001	0	C2	0
NUM1,1	3.52746	0.55622	6.34	<.0001	1	C2	0
NUM1,2	2.46569	0.57275	4.31	<.0001	2	C2	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input C2									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	3.68	3	0.2976	-0.033	0.003	-0.070	0.076	0.019	0.101
11	11.08	9	0.2703	-0.055	-0.003	-0.181	-0.076	0.026	-0.051
17	16.33	15	0.3602	0.056	0.048	0.068	-0.008	-0.109	-0.099
23	21.41	21	0.4341	-0.051	0.023	0.064	-0.018	0.066	0.137
29	26.19	27	0.5078	-0.080	-0.084	-0.022	-0.016	0.106	-0.060

**Lampiran 9.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Curah Hujan (*cluster*) (lanjutan)

• *Cluster 3*

-Estimasi model ARIMA deret *input*

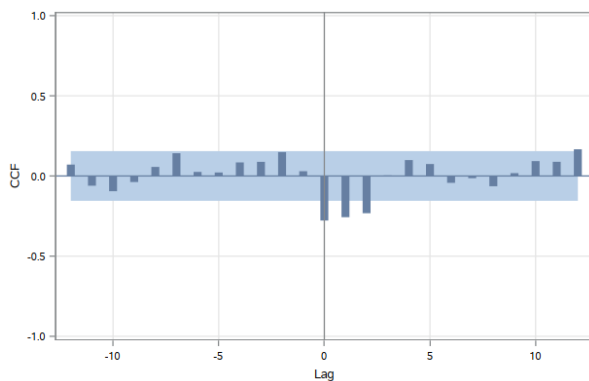
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.87472	0.04308	20.30	<.0001	12
AR1,1	-0.64668	0.07553	-8.56	<.0001	1
AR1,2	-0.28741	0.07506	-3.83	0.0002	2
AR1,3	-0.13932	0.06680	-2.09	0.0386	6

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	5.03	2	0.0808	-0.032	-0.063	-0.115	-0.083	-0.032	-0.055
12	12.16	8	0.1440	-0.082	0.082	0.010	-0.062	-0.137	-0.060
18	16.99	14	0.2566	0.004	0.145	0.007	-0.006	0.034	-0.062
24	20.96	20	0.3997	0.046	-0.118	0.040	-0.021	0.007	0.048
30	25.02	26	0.5179	0.085	-0.038	0.005	-0.095	0.026	-0.040

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.995964	Pr < W	0.9348
Kolmogorov-Smirnov	D	0.051629	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.048868	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.249996	Pr > A-Sq	>0.2500

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.58055	0.06737	8.62	<.0001	1	YC3	0
MA1,2	0.39569	0.07071	5.60	<.0001	4	YC3	0
MA2,1	0.80496	0.05597	14.38	<.0001	12	YC3	0
AR1,1	-0.39290	0.08956	-4.39	<.0001	2	YC3	0
AR1,2	-0.31447	0.07294	-4.31	<.0001	3	YC3	0
NUM1	-3.21676	0.47924	-6.71	<.0001	0	C3	0
NUM1,1	2.66762	0.57914	4.61	<.0001	1	C3	0
NUM1,2	2.41859	0.57093	4.24	<.0001	2	C3	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input C3									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	4.09	3	0.2519	0.125	0.031	0.006	-0.017	0.079	0.040
11	8.67	9	0.4686	-0.091	-0.030	-0.130	-0.020	-0.001	-0.034
17	17.30	15	0.3010	0.132	0.070	0.075	-0.108	-0.086	-0.072
23	19.56	21	0.5495	-0.024	-0.059	0.066	-0.040	0.035	0.049
29	23.30	27	0.6688	-0.024	-0.013	-0.110	0.070	0.064	0.026

**Lampiran 10.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Temperatur (*cluster*)

• *Cluster 1*

-Estimasi model ARIMA deret *input*

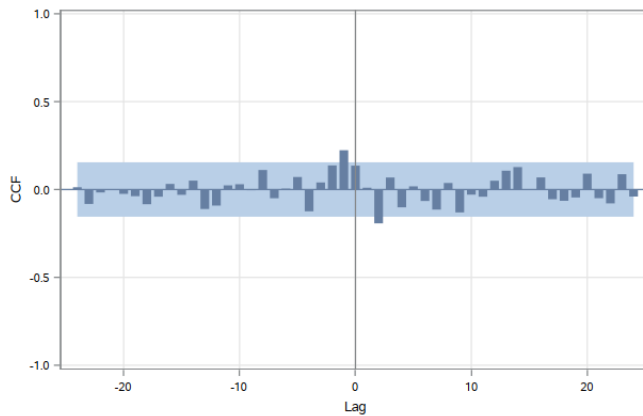
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.26247	0.07378	3.56	0.0005	1
MA1,2	0.36337	0.07339	4.95	<.0001	2
MA2,1	0.80883	0.05353	15.11	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	1.72	3	0.6333	0.029	0.048	-0.053	-0.038	0.047	-0.019
12	7.10	9	0.6272	-0.050	-0.036	-0.059	-0.041	-0.135	-0.051
18	16.72	15	0.3362	-0.019	-0.021	0.155	0.015	0.149	-0.066
24	20.17	21	0.5103	-0.054	-0.008	-0.077	0.071	-0.057	0.023
30	23.33	27	0.6672	0.087	-0.053	-0.054	0.022	-0.042	0.014

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.986039	Pr < W	0.0940
Kolmogorov-Smirnov	D	0.04447	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.065725	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.511124	Pr > A-Sq	0.2022

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.66301	0.07591	8.73	<.0001	1	YC1	0
MA1,2	0.28053	0.07786	3.60	0.0004	2	YC1	0
MA2,1	0.76022	0.06237	12.19	<.0001	12	YC1	0
AR1,1	-0.25755	0.09015	-2.86	0.0048	12	YC1	0
NUM1	5131.0	2147.5	2.39	0.0180	0	C1	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input C1									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	5.94	5	0.3117	0.065	0.059	-0.157	0.044	-0.034	-0.014
11	14.89	11	0.1875	-0.057	-0.132	-0.036	-0.151	-0.087	-0.034
17	20.12	17	0.2683	0.021	0.105	0.117	0.021	0.065	-0.039
23	27.74	23	0.2256	-0.076	-0.085	0.090	-0.041	-0.147	0.038
29	28.95	29	0.4678	-0.024	-0.005	-0.059	0.027	-0.025	0.041



**Lampiran 10.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Temperatur (*cluster*) (lanjutan)

• *Cluster 2*

-Estimasi model ARIMA deret *input*

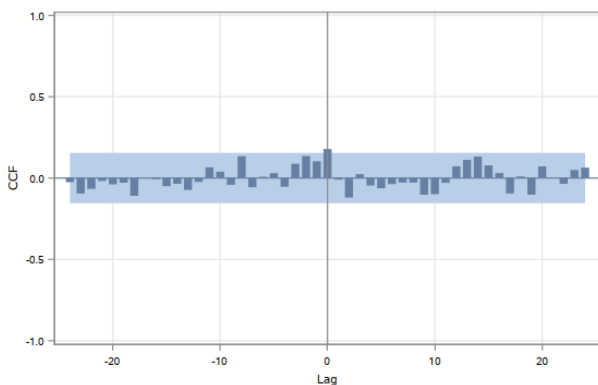
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.24298	0.07126	3.41	0.0008	1
MA1,2	0.41099	0.07134	5.76	<.0001	2
MA2,1	0.87943	0.04762	18.47	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	0.92	3	0.8201	0.011	0.037	0.005	-0.038	0.045	-0.016
12	6.52	9	0.6870	-0.113	0.049	-0.034	-0.072	-0.075	-0.065
18	12.99	15	0.6030	0.000	-0.058	0.092	0.022	0.112	-0.098
24	15.00	21	0.8227	-0.084	-0.042	-0.016	0.028	-0.017	0.018
30	16.15	27	0.9500	0.034	-0.004	-0.064	0.010	0.013	0.011

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.983894	Pr < W	0.0503
Kolmogorov-Smirnov	D	0.072026	Pr > D	0.0334
Cramer-von Mises	W-Sq	0.144098	Pr > W-Sq	0.0289
Anderson-Darling	A-Sq	0.885155	Pr > A-Sq	0.0235

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.47161	0.07028	6.71	<.0001	1	YC2	0
MA1,2	0.45794	0.07138	6.42	<.0001	2	YC2	0
MA2,1	0.92477	0.03820	24.21	<.0001	12	YC2	0
AR1,1	-0.17452	0.08583	-2.03	0.0437	12	YC2	0
NUM1	3430.0	1320.9	2.60	0.0103	0	C2	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input C2									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	2.80	5	0.7309	0.046	0.031	-0.078	0.016	-0.002	-0.085
11	9.17	11	0.6058	-0.054	-0.029	-0.074	-0.117	-0.108	-0.060
17	17.13	17	0.4458	0.042	0.089	0.127	0.081	0.052	-0.112
23	19.81	23	0.6532	0.013	-0.087	0.058	-0.003	-0.056	0.042
29	23.92	29	0.7329	0.096	-0.113	-0.029	0.026	-0.017	0.029

**Lampiran 10.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Temperatur (*cluster*) (lanjutan)

- *Cluster 3*

-Estimasi model ARIMA deret *input*

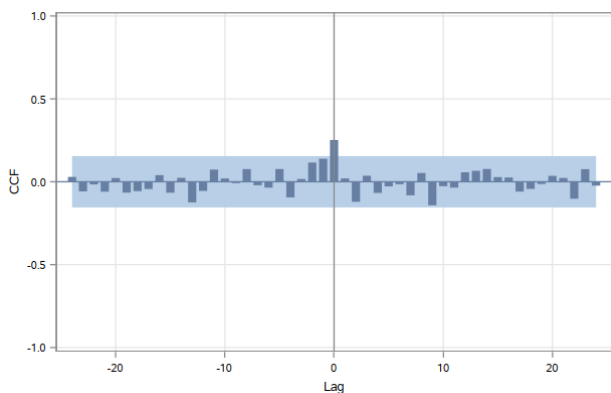
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.20006	0.06972	2.87	0.0047	1
MA1,2	0.45814	0.06952	6.59	<.0001	2
MA2,1	0.84404	0.05059	16.68	<.0001	12

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	1.94	3	0.5850	0.052	0.061	-0.059	-0.024	0.009	-0.029
12	7.00	9	0.6368	-0.094	0.002	-0.046	-0.070	-0.089	-0.069
18	12.87	15	0.6122	0.013	-0.020	0.112	0.011	0.089	-0.100
24	16.11	21	0.7635	-0.090	-0.032	-0.055	0.033	-0.023	0.055
30	18.33	27	0.8930	0.073	-0.024	-0.065	0.017	-0.015	-0.024

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.967477	Pr < W	0.0006
Kolmogorov-Smirnov	D	0.06314	Pr > D	0.0997
Cramer-von Mises	W-Sq	0.171364	Pr > W-Sq	0.0131
Anderson-Darling	A-Sq	1.213779	Pr > A-Sq	<0.0050

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.67129	0.07658	8.77	<.0001	1	YC3	0
MA1,2	0.25797	0.07775	3.32	0.0011	2	YC3	0
MA2,1	0.85819	0.05056	16.97	<.0001	12	YC3	0
AR1,1	-0.18373	0.09072	-2.03	0.0445	12	YC3	0
NUM1	5328.7	1154.1	4.62	<.0001	0	C3	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input C3									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	3.19	5	0.6710	0.033	0.049	-0.109	0.005	-0.017	-0.059
11	8.91	11	0.6301	-0.032	-0.073	0.001	-0.147	-0.077	-0.020
17	13.07	17	0.7317	0.041	0.088	0.084	0.021	0.027	-0.085
23	17.56	23	0.7808	-0.050	-0.017	0.056	0.042	-0.133	0.041
29	20.47	29	0.8778	0.002	-0.077	-0.096	0.038	-0.027	-0.014

**Lampiran 11.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Lintang (*cluster*)

• *Cluster 1*

-Estimasi model ARIMA deret *input*

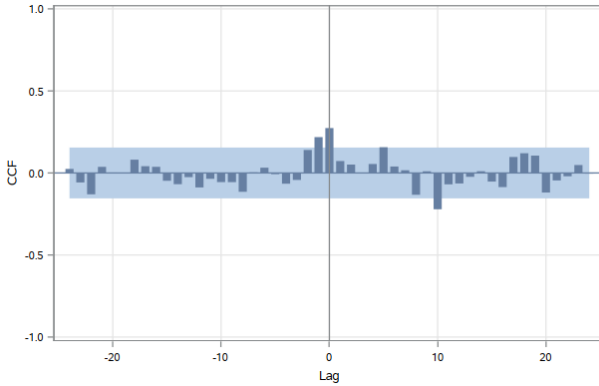
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.89440	0.04573	19.56	<.0001	1
MA2,1	0.71383	0.06159	11.59	<.0001	12
AR1,1	0.38651	0.09505	4.07	<.0001	1

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	2.06	3	0.5607	-0.012	0.041	-0.031	-0.020	0.088	-0.031
12	12.02	9	0.2123	0.114	0.031	-0.169	-0.097	0.037	0.049
18	16.76	15	0.3335	-0.031	-0.087	0.030	-0.083	-0.054	0.079
24	24.79	21	0.2565	0.132	0.059	-0.113	0.056	-0.060	-0.038
30	29.01	27	0.3606	-0.004	0.017	0.035	0.013	-0.086	0.108

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.973013	Pr < W	0.0024
Kolmogorov-Smirnov	D	0.082792	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	0.258308	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	1.488882	Pr > A-Sq	<0.0050

-Plot CCF



-Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.23994	0.07551	3.18	0.0018	3	YC1	0
MA1,2	0.52708	0.08938	5.90	<.0001	12	YC1	0
AR1,1	-0.31782	0.08141	-3.90	0.0001	1	YC1	0
AR1,2	-0.37265	0.08585	-4.34	<.0001	2	YC1	0
AR1,3	-0.13081	0.07717	-1.70	0.0921	4	YC1	0
AR1,4	-0.13605	0.07718	-1.76	0.0800	10	YC1	0
AR2,1	-0.39701	0.10202	-3.89	0.0002	12	YC1	0
NUM1	44.81674	15.42859	2.90	0.0042	0	C1	0
NUM1,1	56.96304	15.37041	3.71	0.0003	10	C1	0

-CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input C1									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	0.91	4	0.9236	-0.002	0.042	0.060	-0.009	-0.016	-0.004
11	5.60	10	0.8474	0.026	-0.074	-0.109	0.098	0.019	-0.046
17	8.00	16	0.9488	-0.008	-0.007	0.084	-0.026	-0.047	0.072
23	12.67	22	0.9418	0.023	0.045	-0.142	0.016	-0.082	-0.005
29	13.29	28	0.9915	-0.014	0.029	-0.027	-0.039	0.005	-0.025

**Lampiran 11.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Lintang (*cluster*) (lanjutan)

- *Cluster 2*

-Estimasi model ARIMA deret *input*

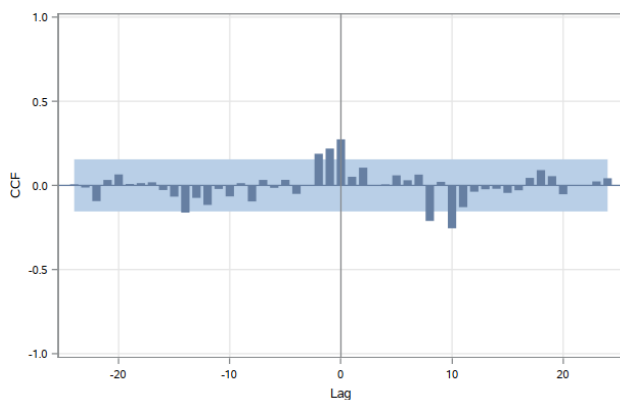
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.88668	0.04793	18.50	<.0001	1
MA2,1	0.73169	0.06208	11.79	<.0001	12
AR1,1	0.37920	0.09707	3.91	0.0001	1

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	1.55	3	0.6707	-0.006	0.017	-0.013	0.005	0.086	-0.032
12	11.86	9	0.2213	0.101	0.001	-0.147	-0.139	0.079	0.014
18	16.46	15	0.3521	-0.026	-0.103	0.035	-0.064	-0.061	0.067
24	23.95	21	0.2956	0.137	0.040	-0.108	0.078	-0.014	-0.025
30	26.61	27	0.4848	-0.009	0.025	0.043	0.017	-0.049	0.088

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.979484	Pr < W	0.0141
Kolmogorov-Smirnov	D	0.088261	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	0.207338	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	1.200483	Pr > A-Sq	<0.0050

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.22100	0.08001	2.76	0.0065	1	YC2	0
MA1,2	0.32038	0.07716	4.15	<.0001	2	YC2	0
MA1,3	0.26375	0.08180	3.22	0.0015	3	YC2	0
MA2,1	0.89265	0.05029	17.75	<.0001	12	YC2	0
NUM1	47.03188	19.51212	2.41	0.0171	0	C2	0
NUM1,1	68.68328	20.79306	3.30	0.0012	8	C2	0
NUM1,2	77.91529	20.29632	3.84	0.0002	10	C2	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input C2									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	3.54	3	0.3151	0.011	0.042	0.110	0.029	-0.063	0.061
11	7.18	9	0.6179	0.033	0.030	0.020	0.017	-0.006	-0.143
17	11.68	15	0.7034	-0.041	-0.042	-0.016	-0.009	-0.157	0.017
23	14.45	21	0.8493	0.001	0.001	-0.107	-0.007	-0.069	0.040
29	15.23	27	0.9661	0.001	-0.025	-0.020	-0.061	0.015	0.002



**Lampiran 11.** Hasil *output* SAS fungsi transfer variabel *input* Kecepatan Angin Lintang (*cluster*) (lanjutan)

- *Cluster 3*

-Estimasi model ARIMA deret *input*

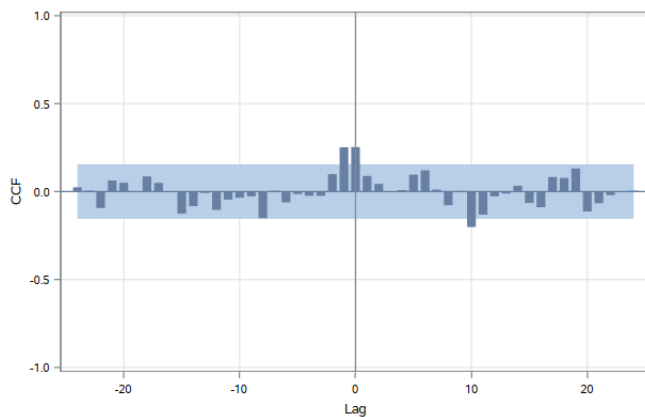
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.89584	0.04581	19.56	<.0001	1
MA2,1	0.72854	0.06096	11.95	<.0001	12
AR1,1	0.40261	0.09483	4.25	<.0001	1

-Uji *White Noise* dan Normalitas

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	1.71	3	0.6345	-0.015	0.048	-0.023	-0.037	0.069	-0.024
12	12.35	9	0.1942	0.142	0.011	-0.174	-0.084	0.005	0.045
18	15.45	15	0.4198	-0.019	-0.037	0.003	-0.081	-0.029	0.086
24	22.35	21	0.3795	0.106	0.070	-0.116	0.046	-0.045	-0.048
30	27.87	27	0.4175	0.001	0.068	0.019	-0.021	-0.092	0.114

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.984964	Pr < W	0.0687
Kolmogorov-Smirnov	D	0.061833	Pr > D	0.1187
Cramer-von Mises	W-Sq	0.114683	Pr > W-Sq	0.0749
Anderson-Darling	A-Sq	0.775248	Pr > A-Sq	0.0445

## -Plot CCF



## -Estimasi Parameter Fungsi Transfer

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.20150	0.08112	2.48	0.0140	1	YC3	0
MA2,1	0.82371	0.04970	16.57	<.0001	12	YC3	0
AR1,1	-0.20105	0.07874	-2.55	0.0116	2	YC3	0
AR1,2	-0.23680	0.07825	-3.03	0.0029	3	YC3	0
NUM1	43.49944	21.60052	2.01	0.0457	0	C3	0

## -CCF residual

Crosscorrelation Check of Residuals with Input C3									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Crosscorrelations					
5	1.96	5	0.8546	0.022	0.058	-0.016	-0.060	-0.034	0.054
11	13.69	11	0.2507	0.073	-0.058	-0.088	0.030	-0.218	-0.074
17	18.92	17	0.3329	0.026	0.000	0.066	-0.038	-0.036	0.154
23	26.35	23	0.2844	0.050	0.099	-0.169	-0.039	-0.043	-0.010
29	26.71	29	0.5876	0.016	0.006	-0.013	-0.039	-0.010	0.001

**Lampiran 12.** Syntax Matlab *convert* format data .nc4 ke .csv

```

pth = 'D:\TA\ANGIN\';
liste = dir(strcat(pth, '*.nc4'));
files = {liste.name};
for k = 1:numel(files);
file = strcat(pth, files{k});
data = ncread(files{k}, 'V2M', [469 173 1], [4 5
Inf]);
data = flip(data. ');
nama = 'anginv';
bulan = files{k}(32:33);
tahun = files{k}(28:31);
csvwrite([nama '.' tahun bulan '.csv'], data)
end
pth = 'D:\TA\ANGIN\';
liste = dir(strcat(pth, '*.nc4'));
files = {liste.name};
for k = 1:numel(files);
file = strcat(pth, files{k});
data = ncread(files{k}, 'T2M', [469 173 1], [4 5
Inf]);
data = flip(data. ');
nama = 'temper';
bulan = files{k}(32:33);
tahun = files{k}(28:31);
csvwrite([nama '.' tahun bulan '.csv'], data)
end
pth = 'D:\TA\ANGIN\';
liste = dir(strcat(pth, '*.nc4'));
files = {liste.name};
for k = 1:numel(files);
file = strcat(pth, files{k});
data = ncread(files{k}, 'U2M', [469 173 1], [4 5
Inf]);
data = flip(data. ');
nama = 'anginu';
bulan = files{k}(32:33);
tahun = files{k}(28:31);
csvwrite([nama '.' tahun bulan '.csv'], data)
end

```

**Lampiran 13.** Syntax R *convert* format data curah hujan

```
setwd("D:/KERJA PRAKTEK/luasbaru")
namafile=list.files(pattern=".hdf5$")
library(h5)
data2000=h5file(namafile[4])
data2001=h5file(namafile[5])
data2002=h5file(namafile[6])
.....
#Data Luas Kebakaran
luas200001=as.data.frame(readDataSet(data2000
["burned_area/01/burned_fraction"])) [367:375,117
5:1179]
luas200002=as.data.frame(readDataSet(data2000
["burned_area/02/burned_fraction"])) [367:375,117
5:1179]
luas200003=as.data.frame(readDataSet(data2000
["burned_area/03/burned_fraction"])) [367:375,117
5:1179]
.....
luas200001baru=luas200001*77453.67
luas200002baru=luas200002*77453.67
luas200003baru=luas200003*77453.67
luas200004baru=luas200004*77453.67
luas200005baru=luas200005*77453.67
luas200006baru=luas200006*77453.67
.....
write.csv(luas201608baru,'luas201608.csv')
write.csv(luas201609baru,'luas201609.csv')
write.csv(luas201610baru,'luas201610.csv')
write.csv(luas201611baru,'luas201611.csv')
write.csv(luas201612baru,'luas201612.csv')
```

### Lampiran 14. Syntax R *upscale* MERRA 0,25

```

setwd("D:/TA/dataANGINV/0.625")
list.files=list.files(pattern=".csv$")
for (m in 1:length(list.files))
{
  setwd("D:/BISMILLAH TA/dataANGINV/0.625")
  zdata=read.csv(list.files[m],header=F)
  mrr=as.data.frame(matrix(nrow=dim(zdata)[1]*2,nc
ol=dim(zdata)[2]*2.5))
  for (i in 1:dim(mrr)[1])
  {
    for (j in 1:dim(mrr)[2])
    {
      lat=ceiling(i/2)
      lon=ceiling(j/2.5)
      lon1=lon-1
      b=3+5*(ceiling(j/5)-1)
      if(j==b)
      {
        if      (is.na(zdata[lat,lon])==F      &
is.na(zdata[lat,lon1])==F)
{mrr[i,j]=(zdata[lat,lon]+zdata[lat,lon1])/2}
        else      if      (is.na(zdata[lat,lon]))
{mrr[i,j]=zdata[lat,lon1]}
        else      if      (is.na(zdata[lat,lon1]))
{mrr[i,j]=zdata[lat,lon]}
      }
      else {mrr[i,j]=zdata[lat,lon]}
    }
  }
  setwd("D:/BISMILLAH TA/dataANGINV/0.25")
  filenames=substr(list.files[m],1,13)
  filenames=paste(filenames,"up.csv",sep="")
  write.csv(mrr,filenames, row.names = F)
}

```

**Lampiran 15.** *Syntax R* gabung data

```
setwd("D:/BISMILLAH TA/dataANGINU/0.25/")
list.filesnames=list.files(pattern=".csv$")
merra2=data.frame()

for (z in 1:length(list.filesnames)){

zdata=read.csv(list.filesnames[z],header=T)[1
:9,5:9]
  dim(zdata)
  k=1
  for (i in 1:dim(zdata)[1])
  {
    for (j in 1:dim(zdata)[2])
    {
      merra2[z,k]=zdata[i,j]

      k=k+1
    }
  }

rownames(merra2)[z]=substr(list.filesnames[z]
,8,13)
}
setwd("D:/BISMILLAH TA/dataANGINU")
write.csv(merra2, "ANGINU 2000-2016.csv")
summary(zdata)
```

**Lampiran 16. Syntax R** perhitungan *R-Square* dan *Icdrate*

```

icdrate = function(Data, nc)
{
  n = dim(Data)[1]
  p = dim(Data)[2]
  X = Data[,1:(p-1)]
  Group = Data[,p]
  p = dim(X)[2]
  Mean.X = matrix(ncol = p, nrow = (nc+1))
  for (i in 1:nc)
  {
    for (j in 1:p)
    {
      Mean.X[i,j] = mean(X[which(Group==i),j])
      Mean.X[(nc+1),j] = mean(X[,j])
    }
  }

  SST = matrix(ncol=p, nrow=n)
  for (i in 1:n)
  {
    for (j in 1:p)
    {
      SST[i,j] = (X[i,j] - Mean.X[(nc+1),j])^2
    }
  }
  SST = sum(sum(SST))

  SSE = matrix(ncol=p, nrow=n)
  for (i in 1:n)
  {
    for (j in 1:p)
    {
      for (k in 1:nc)
      {
        if (Group[i]==k) {
          SSE[i,j] = (X[i,j] - Mean.X[k,j])^2
        }
      }
    }
  }
  SSE = sum(sum(SSE))
  Rsq = (SST-SSE)/SST
  icdrate = 1-Rsq
  list(Rsq=Rsq, icdrate=icdrate)}

```

**Lampiran 17.** *Syntax R* mapping Kabupaten Pulang Pisau

```

setwd("D:/BISMILLAH TA/luasbaru(dipake)")
##package
library(raster)
library(ggplot2)
library(maps)
library(readr)
library(stringr)
library(RColorBrewer)
##load peta
indo=(read_rds("gadm36_IDN_3_sp.rds"))
ktpl=indo[indo$NAME_2=="Pulang Pisau",]
pale=(brewer.pal(11,name='Spectral'))

##koordinat kabkot
ylat=c(rep(1,length(ktpl@polygons)))
xlong=c(rep(1,length(ktpl@polygons)))
kec=c(rep(1,length(ktpl@polygons)))
for (i in 1:length(ktpl@polygons)){

xlong[i]=as.numeric(ktpl@polygons[[i]]@labpt[1
])

ylat[i]=as.numeric(ktpl@polygons[[i]]@labpt[2
])
  kec[i]=ktpl$NAME_3[i]
}
kecktpl=as.data.frame(cbind(as.numeric(xlong) ,
as.numeric(ylat)))
kecktpl=cbind(kecktpl,kec)
colnames(kecktpl)=c("longitude","latitude","ke
c")
##petaktpl&label
map = geom_path(size=1,aes(x=long,y=lat,group =
group),data=ktpl)
txt=  geom_text(data=kecktpl, aes(x=xlong,
y=ylat, label=str_wrap(kec, width = 5)),
size=3, colour="black")

```



**Lampiran 18. Syntax R mapping grid**

```

aker=function(data) {
  ##load data
  data=data
  latt=c(-3.375,-3.125,-2.875,-2.625,-2.375,-
2.125,-1.875,-1.625)
  latt=sort(latt,decreasing = T)
  lonn=c(113.625,113.875,114.125,114.375)
  ##data->raster
  lat=rep(1,length(latt))
  lon=rep(1,length(lonn))
  prep=rep(1,dim(data)[1]*dim(data)[2])
  for (i in 1:length(latt)) {
    for (j in 1:length(lonn)) {
      lat[(i-1)*length(lonn)+j]=latt[i]
      lon[(i-1)*length(lonn)+j]=lonn[j]
      prep[(i-1)*length(lonn)+j]=data[i,j]
    }
  }
  gab=as.data.frame(cbind(lon,lat,prep))
  colnames(gab) <- c("Longitude", "Latitude",
"MAP")

  #Now make the map
  mm=ggplot(data=gab,aes(y=Latitude,
x=Longitude)) +geom_raster(aes(fill=MAP))+
  # fill = MAP, alpha = 0.5) +
  theme_bw() +
  coord_equal(xlim=c(113.25,114.75)) +
  scale_fill_distiller("luas (hektar)",palette
= 'YlOrRd', direction=1,na.value='white',limits =
c(0, 500))+
  theme(panel.grid.major = element_blank(),
        panel.grid.minor = element_blank(),
        legend.position = "right",
        legend.direction = "vertical",
        legend.key = element_blank())

  mm+map+txt
}

```

**Lampiran 19. Syntax SAS peramalan Fungsi Transfer**

```

proc arima data=IMPORT;

/*--- Look at the input process -----*/
  identify var=VV(1,12) nlag=24;
  run;

/*--- Fit a model for the input -----*/
  estimate p=(1,20) q=(12) noconstant plot;
  forecast out=ramalanX lead=24 noprint;
  run;

/*Cross-correlation of prewhitened series*/
  identify var=YY(1,12) crosscorr=VV(1,12)
nlag=24;
  run;

/*--- Fit a simple transfer function - look
at residuals ---*/
  estimate p=(1) q=(1) (12) noconstant input=
( 0 $ (1,2)/(0) VV );
  run;

          /*-----Forecast step -----*/
  forecast out=ramalanY lead=24 PRINTALL ;
  run;

proc univariate data=ramalanX normal;
  var residual;
  run;
proc univariate data=ramalanY normal;
  var residual;
  run;

```

## Lampiran 20. Surat Keterangan Pengambilan Data

### SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FMKSD ITS,

Nama : Habib Jazuli  
NRP : 062115 4000 0028

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini merupakan data sekunder yang diambil dari ~~penelitian / buku / Tugas Akhir / Thesis / Publikasi / lainnya~~ yaitu :

Sumber : <https://search.earthdata.nasa.gov>  
Keterangan : Data satelit atau *remote sensing data Tropical Rainfall Measure Mission (TRMM) 3B43, Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications (MERRA-2)* periode Januari 2000 sampai Desember 2016

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Surabaya, Mei 2019

Mengetahui,  
Pembimbing Tugas Akhir



Dr. Suhartono  
NIP. 19710929 199512 1 001

Mahasiswa



Habib Jazuli  
NRP. 062115 4000 0028

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BIODATA PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Habib Jazuli dilahirkan di Kabupaten Kediri pada 9 Mei 1998. Penulis menempuh pendidikan formal di SDN Putih, SMPN 4 Kediri, dan SMAN 1 Kediri. Kemudian penulis diterima sebagai Mahasiswa Departemen Statistika ITS melalui jalur SNMPTN pada tahun 2015. Selama masa perkuliahan, penulis aktif di berbagai kepanitiaan antara lain *Statistics Competition* (STATION) 2017, ITS Futsal *Championship* (IFC) 2018, Pekan Olahraga Mahasiswa Jawa Timur (POMDA) 2018. Selain itu, penulis juga aktif dalam organisasi yang menaungi Departemen Statistika yaitu HIMASTA-ITS sebagai staff departmen kesenian dan olahraga HIMASTA-ITS 2016/2017 dan ketua divisi logistik UKM SepakbolaITS 2017/2018. Selama menjalani masa perkuliahan, penulis diberi kesempatan untuk menjadi semifinalis lomba kompetisi statistik tingkat nasional (LOGIKA) dari Universitas Indonesia pada tahun 2018. Selain itu, penulis juga mempunyai pengalaman mengikuti beberapa kegiatan *survey* yang dilakukan oleh MPM Honda Surabaya, iNews TV, serta Dinas Pariwisata Jawa Timur sebagai pengaplikasian ilmu statistika. Penulis juga pernah diberi kesempatan menjadi asisten dosen mata kuliah Pengantar Metode Statistika dan Pengendalian Kualitas Statistik. Selain itu, penulis juga diberi kesempatan oleh Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Jakarta untuk melaksanakan kerja praktik selama 2 bulan pada tahun 2018. Apabila pembaca ingin memberi kritik dan saran serta diskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini, dapat menghubungi penulis melalui email [habibjazuli@gmail.com](mailto:habibjazuli@gmail.com) atau nomor telepon 082143678915.