

**ANALISIS DERET BERKALA MULTIVARIAT  
DENGAN MENGGUNAKAN MODEL FUNGSI  
TRANSFER  
(Studi Kasus Curah Hujan di Kabupaten Pati)**

SKRIPSI

Diajukan untuk Memenuhi Sebagian Syarat Guna Memperoleh  
Gelar Sarjana Matematika dalam Ilmu Matematika



Oleh:

**Diah Sindi Ayunda**

NIM: 1708046013

**MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO  
SEMARANG  
2021**

## PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : **Diah Sindi Ayunda**

NIM : 1708046013

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Menyatakan bahwa skripsi yang berjudul:

### **ANALISIS DERET BERKALA MULTIVARIAT DENGAN MENGUNAKAN MODEL FUNGSI TRANSFER (Studi Kasus Curah Hujan di Kabupaten Pati)**

Secara keseluruhan adalah hasil penelitian/karya saya sendiri, kecuali bagian tertentu yang dirujuk sumbernya.

Semarang, 10 Agustus 2021

Pembuat Pernyataan



**Diah Sindi Ayunda**

NIM: 1708046013



---

## PENGESAHAN

Naskah skripsi berikut ini:

Judul : **Analisis Deret Berkala Multivariat dengan Menggunakan Model Fungsi Transfer (Studi Kasus Curah Hujan di Kabupaten Pati)**

Penulis : Diah Sindi Ayunda

NIM : 1708046013

Jurusan : Matematika

Telah diujikan dalam sidang tugas akhir oleh Dewan Penguji Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo dan dapat diterima sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana dalam Ilmu Pendidikan Matematika.

Semarang, 29 Desember 2021

## DEWAN PENGUJI

Ketua Sidang,

**Minhayati Shaleh, M.Sc.**

NIP. 19760426 200604 2 001

Sekretaris Sidang,

**Siti Maslihah, M.Si.**

NIP. 19770611 201101 2 004

Penguji Utama I,

**Yulia Romadiastri, M.Sc.**

NIP. 19810715 200507 2 008

Penguji Utama II,

**Nur Khasanah, M.Si.**

NIP. 19911121 200912 2 017

Pembimbing I,

**Minhayati Shaleh, M.Sc.**

NIP. 19760426 200604 2 001

Pembimbing II,

**Eva Khoirun Nisa, M.Si.**

NIP. 19870102 201903 2 010

## NOTA DINAS

Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi  
UIN Walisongo  
di Semarang

Assalamualaikum. Wr. Wb.

Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan  
bimbingan, arahan dan koreksi naskah skripsi dengan:

Judul : Analisis Deret Berkala Multivariat dengan  
Menggunakan Model Fungsi Transfer (Studi  
Kasus Curah Hujan di Kabupaten Pati)

Nama : **Diah Sindi Ayunda**

NIM : 1708046013

Jurusan : Matematika

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat  
diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo  
Semarang untuk diujikan dalam Sidang Munaqosyah.

Wassalamualaikum. Wr. Wb.

Pembimbing I,



Minhayati Shaleh, M.Sc.

NIP. 19760426 200604 2 001

## NOTA DINAS

Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi  
UIN Walisongo  
di Semarang

Assalamualaikum. Wr. Wb.

Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan  
bimbingan, arahan dan koreksi naskah skripsi dengan:

Judul : Analisis Deret Berkala Multivariat dengan  
Menggunakan Model Fungsi Transfer (Studi  
Kasus Curah Hujan di Kabupaten Pati)

Nama : **Diah Sindi Ayunda**

NIM : 1708046013

Jurusan : Matematika

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat  
diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo  
Semarang untuk diujikan dalam Sidang Munaqosyah.

Wassalamualaikum. Wr. Wb.

Pembimbing II,



Eva Khoirun Nisa, M.Si.

NIP. 19870102 201903 2 010

## ABSTRAK

Judul : Analisis Deret Berkala Multivariat dengan Menggunakan Model Fungsi Transfer (Studi Kasus Curah Hujan di Kabupaten Pati)

Penulis : **Diah Sindi Ayunda**

NIM : 1708046013

Analisis data deret waktu pada dasarnya digunakan untuk melakukan analisis data yang mempertimbangkan pengaruh pengamatan periode sebelumnya. Analisis data deret waktu tidak hanya dapat dilakukan untuk satu variabel (univariat) tetapi juga dapat untuk banyak variabel (multivariat). Peranan peramalan banyak digunakan diberbagai bidang salah satunya adalah dalam bidang meteorologi yang peramalan cuaca dan curah hujan. Terdapat beberapa unsur cuaca yang mempengaruhi curah hujan, oleh menyangkut karena itu perlu dilakukan peramalan dengan menggunakan model multivariat. Pada model fungsi transfer terdapat deret *output* ( $y_t$ ) yang diperkirakan akan dipengaruhi deret *input* ( $x_t$ ) dan *input-input* lain yang digabungkan dalam satu kelompok yang disebut deret *noise* ( $n_t$ ). tujuan dari penelitian ini yaitu untuk meramalkan curah hujan bulanan di Kabupaten Pati dengan model fungsi transfer. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data curah hujan di Kabupaten Pati, Enso dan Ausmi dari tahun 2017 sampai tahun 2021. Hasil penelitian diperoleh model fungsi transfer sebagai berikut:

$$Y_t = \frac{1-0,95B}{9,1-5,2B-7,7B^2} x_t + \frac{1}{1-0,91B} a_t$$

Dengan menggunakan model tersebut diatas diperoleh hasil peramalan curah hujan di Kabupaten Pati tahun 2022 yaitu semakin mendekati akhir tahun curah hujan semakin berkurang. Puncak curah hujan terjadi dibulan Januari yaitu sebesar 113 mm dan curah hujan terendah di bulan Desember sebedar 62 mm.

**Kata kunci: Model Fungsi Transfer, Peramalan, Curah Hujan**

## KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warohmatullahi wabarokatuh

Segala Puji bagi Allah Subhanahu Wata'ala, atas limpahan rahmat dan ridhoNya sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi yang berjudul "Analisis Deret Berkala Multivariat dengan Menggunakan Model Fungsi Transfer (Studi Kasus Curah Hujan di Kabupaten Pati)" ini dengan baik. Shalawat dan salam senantiasa tercurah kepada junjungan kita Nabi Muhammad Sallallahu Alaihi Wasallam yang senantiasa menjadi sumber inspirasi dan teladan terbaik untuk umat manusia.

Perjalanan panjang telah dilalui dalam rangka menyelesaikan penulisan skripsi ini. Penulis menyadari bahwa dalam proses ini banyak mengalami kendala, namun berkat bantuan, bimbingan, kerjasama dari berbagai pihak dan berkah dari Allah sehingga kendala-kendala tersebut dapat diatasi. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Dr. H. Ismail, M.Ag. selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.
2. Emy Siswanah, M.Sc. selaku ketua program studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.



3. Minhayati Shaleh, M.Sc. selaku pembimbing 1 yang memberikan arahan dan bimbingan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
4. Eva Khoirun Nisa, M.Si. selaku wali dosen serta pembimbing 2 yang selalu meluangkan waktu untuk menerima konsultasi serta memberikan arahan dan bimbingan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
5. Segenap civitas program studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang, terutama seluruh dosen yang telah memberikan ilmu dan pengalaman yang bermanfaat bagi penulis
6. Seluruh anggota keluarga, terutama kedua orang tua serta kakak yang selalu mendoakan, memotivasi, memberi semangat dan dorongan, serta semua bantuan yang diberikan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
7. Teman-teman Program Studi Matematika angkatan 2017, yang telah menemani penulis dalam berproses menjadi lebih baik lagi.
8. Semua pihak yang telah membantu, baik langsung maupun tidak langsung yang tidak dapat penulis sebutkan.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih terdapat kekurangan baik isi maupun penyusunannya. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun untuk perbaikan skripsi ini. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua. Amin.

Semarang,

Penulis

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Diah Sindi Ayunda', with a stylized flourish at the end.

Diah Sindi Ayunda

NIM. 1708046013

## DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN.....	i
PENGESAHAN.....	ii
NOTA DINAS.....	iii
NOTA DINAS.....	iv
ABSTRAK.....	v
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xv
MOTTO.....	xvii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
A. Latar Belakang.....	1
B. Rumusan Masalah.....	5
C. Tujuan.....	5
D. Manfaat Penelitian.....	6
BAB II KAJIAN PUSTAKA.....	8
A. Peramalan.....	8
B. Data Deret Berkala.....	9

C.	Uji Homogenitas.....	10
D.	ACF ( <i>Autocorrelation Function</i> ).....	10
E.	PACF ( <i>Partial Autocorrelation Function</i> ).....	11
F.	Proses <i>White Noise</i> .....	12
G.	Stasioneritas .....	14
H.	ARIMA ( <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> ) 16	
I.	Langkah-langkah Pemodelan .....	18
J.	Curah Hujan.....	24
K.	ENSO ( <i>El-Nino-Southern Osillation</i> ).....	26
L.	AUSMI ( <i>Australian Monsoon Index</i> ).....	27
M.	Kajian Penelitian yang Relevan .....	28
BAB III METODE PENELITIAN .....		34
A.	Pendekatan Penelitian .....	34
B.	Sumber Data .....	35
C.	Variabel Penelitian.....	35
D.	Analisis Data.....	36
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....		38
A.	Data Penelitian .....	38
B.	Visualisasi Data dan Uji Homogenitas Ragam .....	40

C.	Eksplorasi dan Pengujian Stasioneritas Rataan .....	45
D.	<i>Differencing</i> Data dan Pemodelan ARIMA.....	48
E.	<i>Prewhitening</i> dan Korelasi Silang .....	74
F.	Model Fungsi Transfer .....	76
G.	Peramalan Curah Hujan.....	81
BAB V KESIMPULAN .....		83
A.	KESIMPULAN .....	83
B.	Saran.....	84
DAFTAR PUSTAKA.....		85
LAMPIRAN .....		88
DAFTAR RIWAYAT HIDUP .....		100

## DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1 Data Penelitian.....	38
Tabel 4. 2 Fligner-Killeen <i>test</i> Curah Hujan .....	42
Tabel 4. 3 Fligner-Killeen <i>test</i> Enso .....	43
Tabel 4. 4 Fligner-Killeen <i>test</i> Ausmi.....	44
Tabel 4. 5 Fligner-Killeen <i>test</i> Trans Enso .....	44
Tabel 4. 6 <i>adf test</i> curah hujan.....	45
Tabel 4. 7 <i>adf test</i> Enso .....	46
Tabel 4. 8 <i>adf test</i> Ausmi .....	47
Tabel 4. 9 <i>adf test</i> curah hujan lag12 .....	49
Tabel 4. 10 <i>adf test</i> curah hujan diff1.....	51
Tabel 4. 11 <i>z test</i> curah hujan.....	52
Tabel 4. 12 Arima curah hujan .....	53
Tabel 4. 13 Ljung-Box <i>test</i> curah hujan.....	53
Tabel 4. 14 <i>z test</i> ARIMA curah hujan.....	55
Tabel 4. 15 ARIMA Curah hujan .....	56
Tabel 4. 16 Ljung-Box <i>test</i> Arima curah hujan.....	56
Tabel 4. 17 <i>adf test</i> Enso diff1 .....	60
Tabel 4. 18 <i>adf test</i> enso diff2 .....	61
Tabel 4. 19 auto.arima enso.....	62
Tabel 4. 20 <i>z test</i> enso .....	62
Tabel 4. 21 Ljung-Box <i>test</i> Enso .....	63
Tabel 4. 22 Arima Enso.....	64
Tabel 4. 23 <i>z test</i> Enso.....	65

Tabel 4. 24 auto.arima Ausmi .....	68
Tabel 4. 25 <i>z test</i> Ausmi.....	68
Tabel 4. 26 Ljung-Box <i>test</i> Ausmi.....	69
Tabel 4. 27 ARIMA Ausmi.....	70
Tabel 4. 28 <i>z test</i> Ausmi.....	71
Tabel 4. 29 Ljung-Box <i>test</i> Ausmi.....	71
Tabel 4. 30 ARIMA sisaan .....	78
Tabel 4. 31 <i>z test</i> deret sisaan .....	78
Tabel 4. 32 Ljung-Box <i>test</i> model .....	80
Tabel 4. 33 Peramalan Curah Hujan.....	81

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 4. 1 plot time series data curah hujan .....	40
Gambar 4. 2 plot time series data Enso .....	41
Gambar 4. 3 plot time series data Ausmi .....	42
Gambar 4. 4 plot ACF dan PACF curah hujan.....	48
Gambar 4. 5 plot ACF dan PACF curah hujan lag12.....	49
Gambar 4. 6 plot ACF dan PACF curah hujan diff1.....	50
Gambar 4. 7 plot ACF dan PACF curah hujan ma1 .....	52
Gambar 4. 8 residual curah hujan ma1 .....	54
Gambar 4. 9 plot ACF dan PACF curah hujan ar1 .....	55
Gambar 4. 10 plot residual curah hujan ar1 .....	57
Gambar 4. 11 autokorelasi Curah Hujan model terbaik .....	58
Gambar 4. 12 plot ACF dan PACF Enso .....	59
Gambar 4. 13 plot ACF dan PACF Enso diff1.....	60
Gambar 4. 14 plot ACF dan PACF Enso diff2.....	61
Gambar 4. 15 Autokorelasi Enso .....	64
Gambar 4. 16 cek residual Enso.....	66
Gambar 4. 17 plot ACF dan PACF Ausmi .....	67
Gambar 4. 18 Autokorelasi Ausmi 1.....	70
Gambar 4. 19 Autokorelasi Ausmi 2.....	73
Gambar 4. 20 Cek diagnostik Ausmi .....	74
Gambar 4. 21 Plot CCF y dan Enso .....	75
Gambar 4. 22 Plot CCF y dan Ausmi .....	76
Gambar 4. 23 Plot ACF dan PACF deret sisaan .....	77



Gambar 4. 24 Autokorelasi Deret sisaan.....	77
Gambar 4. 25 Cek Autokorelasi sisaan.....	80

## **MOTTO**

“Sistem Pendidikan yang bijaksana setidaknya akan mengajarkan kita betapa sedikitnya yang belum diketahui oleh manusia, seberapa banyak yang masih harus ia pelajari”

**(Sir John Lubbock)**

“Nasib memang diserahkan kepada manusia untuk digarap, tetapi takdir harus ditandatangani di atas materai dan tidak boleh digugat kalau nanti terjadi apa-apa baik atau buruk.”

**(Prof. Dr. Sapardi Djoko Damono)**

# BAB I

## PENDAHULUAN

### A. Latar Belakang

Salah satu cabang ilmu statistika yang digunakan untuk data yang dipengaruhi waktu adalah analisis data deret berkala. Selain digunakan untuk data yang memiliki satu variabel (*univariate*), analisis deret berkala ini juga berlaku pada data dengan banyak variabel atau lebih dari dua variabel. Kegunaan analisis data deret berkala adalah untuk peramalan suatu data di masa depan sehingga hasil analisa yang diperoleh dapat membantu rencana yang akan dilakukan di masa depan. (Makridakis, Wheelwright, Hyndman, 1998)

Metode peramalan yang dapat digunakan untuk data yang dipengaruhi waktu salah satunya dengan menggunakan lebih dari satu variabel adalah model fungsi transfer (Febriansyah & Abadyo, 2012). Model fungsi transfer ini merupakan penggabungan antara deret ARIMA dengan beberapa katakter dari regresi berganda. Pada dasarnya model ini menerapkan model yang menghubungkan deret *output* ( $Y_t$ ) dengan deret *input* ( $X_t$ ) dan deret *noise* ( $N_t$ ) sehingga diperoleh peramalan kedepan secara simultan (Makridakis,

1999:443). Kelebihan dari fungsi transfer dibandingkan metode lain selain digunakan untuk analisis data deret berkala metode ini juga dapat digunakan untuk kasus multivariabel. Peramalan dengan model fungsi transfer ini sering dilakukan diberbagai bidang seperti bidang perdagangan, kesehatan, dan meteorologi dan lain-lain.

Peramalan adalah suatu teknik untuk memperkirakan keadaan ke depan (Aswi dan Sukarna, 2006). Peranan penting dari peramalan salah satunya adalah untuk memperkirakan langkah yang harus diambil agar mendapat perencanaan yang lebih baik serta memperkecil resiko yang akan terjadi. Peramalan sangat dibutuhkan dalam bidang meteorologi dan geofisika, khususnya dalam meramalkan curah hujan.

Curah hujan merupakan salah satu unsur iklim yang penting, namun cenderung sulit untuk diprediksi. Curah hujan memiliki variabilitas yang cukup besar dalam ruang dan waktu. Pola hujan di Indonesia umumnya didominasi oleh monsoon dengan ciri adanya perbedaan yang antara musim hujan dan kemarau (BMG,2006).

Keragaman curah hujan berdasarkan skala waktu dibagi atas beberapa tipe yaitu tipe harian, bulanan dan

tahunan. Faktor yang mempengaruhi variasi curah hujan harian adalah faktor lokal, untuk variasi bulanan dipengaruhi oleh angin darat dan angin laut, aktivitas konveksi, arah aliran udara di permukaan serta variasi sebaran daratan dan lautan. Sedangkan untuk variasi curah hujan tahunan dipengaruhi oleh perilaku atmosfer global, siklon tropis dan lain-lain. Iklim di Indonesia yang berkaitan dengan variasi curah hujan dipengaruhi oleh sistem monsun Asia-Australia dan interaksi laut-atmosfer (Satyawardhana & Erma, 2016).

Pada kesempatan kali ini penulis akan mengkaji lebih lanjut mengenai tingkat curah hujan di Kabupaten Pati. Yang mana Kabupaten ini terkenal dengan semboyan “Pati Bumi Mina Tani” (Wikipedia), selaras dengan letak geografis Kabupaten Pati yang memiliki dataran tinggi dan rendah yang mana fungsi dari lahan digunakan untuk bidang pertanian dan perikanan, semboyan tersebut merupakan bentuk cita-cita dari pemerintah setempat yang ingin memajukan serta mensejahterakan daerahnya dengan hasil buminya.

Variabel prediktor yang akan digunakan adalah ENSO (*El Nino-Southern Oscillation*) dan AUSMI (*Australian Monsoon Index*). Aktivitas hidroklimat global dipengaruhi oleh beberapa faktor salah satunya

adalah ENSO (*El Nino-Southern Oscillation*) (Ropelewski dan Halpert, 1986; Kayano, 2003; Chiew et al., 1998; Shrestha dan Kostaschuk, 2005). Indonesia terletak pada Inter-Tropical Convergence Zone (ITCZ) dimana zona tersebut dipengaruhi oleh aktivitas ENSO. ENSO memiliki pengaruh yang berbeda, tergantung pada lokasi dan topografi setiap wilayah (Qian et al., 2010). AUSMI atau monsoon Australia adalah angin dari arah Australia ke Indonesia dan merupakan salah satu parameter yang mempengaruhi pola iklim di Indonesia atau dengan kata lain ada kaitannya dengan siklus musiman dan variabilitas tahunan (Pandia et al., 2019). Variabel yang telah disebutkan merupakan fenomena global yang mempengaruhi curah hujan di Indonesia, oleh karena itu dalam penelitian ini digunakan sebagai variabel prediktor untuk peramalan curah hujan.

Pentingnya peramalan curah hujan dengan metode fungsi transfer salah satunya karena dengan metode tersebut tidak hanya menggunakan data curah hujan saja tetapi beserta variabel prediktornya, seperti yang kita ketahui bahwa hujan merupakan iklim yang dipengaruhi oleh beberapa faktor. Khususnya di Kabupaten Pati yang mana mayoritas penduduknya

memanfaatkan hasil bumi seperti dalam bidang pertanian, pastilah dengan adanya perkiraan curah hujan akan sangat membantu para petani untuk meminimalisir risiko gagal panen akibat hujan.

Oleh karena penelitian ini menggunakan dua variabel prediktor maka peramalan ini termasuk peramalan dengan variabel multivariat dan dapat dianalisis dengan menggunakan model fungsi transfer. Dimana model fungsi transfer merupakan salah satu cara untuk menyelesaikan masalah bila terdapat lebih dari satu data *time series*.

## **B. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang penelitian yang telah di paparkan di atas, maka dirumuskan permasalahan sebagai berikut:

1. Bagaimana model fungsi transfer pada deret berkala untuk peramalan jumlah curah hujan di Kabupaten Pati?
2. Bagaimana hasil peramalan curah hujan di Kabupaten Pati dengan model fungsi transfer pada bulan Januari 2022 sampai Desember 2022?

## **C. Tujuan**

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mendapatkan model fungsi transfer pada deret berkala pola musiman untuk peramalan jumlah curah hujan di Kabupaten Pati
2. Mendeskripsikan hasil peramalan curah hujan di Kabupaten Pati dengan model fungsi transfer pada bulan Januari 2022 sampai Desember 2022

#### **D. Manfaat Penelitian**

Manfaat penelitian ini adalah:

1. Bagi Penulis

Penelitian ini diharapkan mampu memberikan tambahan pengetahuan tentang bagaimana cara mendeskripsikan ramalan curah hujan dengan menggunakan model fungsi transfer multivariat

2. Bagi Peneliti Selanjutnya

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat dijadikan suatu referensi untuk penelitian selanjutnya, terutama yang berkaitan dengan peramalan curah hujan dengan menggunakan model fungsi transfer.

3. Bagi Lembaga



Hasil penelitian ini dapat dijadikan sebagai sarana bahan kepustakaan untuk civitas akademika khususnya pada Jurusan Matematika.

## **BAB II**

### **KAJIAN PUSTAKA**

#### **A. Peramalan**

Peramalan merupakan penentuan nilai suatu variabel di masa mendatang dengan melibatkan pola perkembangan suatu data di waktu lampau. Kegiatan peramalan dapat dilakukan untuk mengetahui perkiraan apa yang akan terjadi di masa mendatang (Assauri, 1984:7). Hasil dari kegiatan peramalan dapat disebut ramalan, untuk mengetahui hasil dari ramalan dapat dilakukan dengan beberapa cara yang disebut metode peramalan.

Metode peramalan digolongkan menjadi dua, yang pertama yaitu metode kualitatif dimana metode ini lebih mengandalkan intuisi seseorang. Baik atau tidaknya hasil dari peramalan dengan metode kualitatif bergantung dari pengalaman, perkiraan dan pengetahuan yang didapat. Kedua adalah metode peramalan kuantitatif yang merupakan peramalan dilakukan dengan menggunakan data-data variabel yang bersangkutan di waktu sebelumnya. Metode ini menggunakan analisis statistik dan tanpa penilaian subyektif orang yang melakukan peramalan.

## **B. Data Deret Berkala**

Deret berkala merupakan himpunan pengamatan yang telah dikumpulkan dan waktunya cenderung mengalami peningkatan (Box dan Jenkins,1976:25). Rangkaian nilai-nilai dari suatu variabel yang disusun berdasarkan waktunya dapat disebut dengan data deret berkala. Penganalisisan data deret berkala sendiri mengandung beberapa komponen contohnya adalah variasi musim. Variasi musim dapat didefinisikan sebagai pergerakan dari deret berkala yang dikelompokkan atas periode atau dapat diartikan sebagai gerakan periodik yang berulang (Bambang Kustitunto,1984:87).

Suatu data deret berkala ada yang memiliki variasi musim dan ada juga yang tidak, untuk mengetahuinya perlu dilakukan identifikasi sebelum dilakukan perhitungan. Melihat pola plot *time series* adalah metode yang paling sederhana untuk mengetahui apakah suatu data memiliki variasi musiman.

### C. Uji Homogenitas

Uji prasyarat dalam suatu karya ilmiah salah satunya adalah uji homogen. Dimana uji tersebut digunakan untuk mencari tahu apakah sampel yang akan dianalisis itu homogen atau tidak. Ketepatan hasil dalam analisis varian sendiri tergantung dari homogen atau tidaknya suatu sampel.

Mengacu pada NHST bahwa data memenuhi uji homogenitas apabila memperoleh nilai  $p > 0,05$ . Homogenitas dapat diartikan bahwa sebuah data yang akan kita analisis adalah seimbang dan setara karakteristiknya. Dalam R uji homogenitas bisa dilakukan salah satunya adalah dengan Fligner test. Uji Fligner-Killeen adalah uji homogenitas varians untuk mengukur dua atau lebih data yang memiliki perbedaan yang signifikan atau tidak.

### D. ACF (Autocorrelation Function)

Autokorelasi (ACF) dapat diartikan hubungan atau korelasi yang terjadi pada pengamatan antar data deret berkala (Hanke dan Wichern,2005:60). Signifikan atau tidaknya koefisien korelasi perlu dilakukan pengujian dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \rho_k = 0$  (koefisien autokorelasi tidak signifikan)

$H_0: \rho_k \neq 0$  (koefisien autokorelasi signifikan)

Statistik uji yang digunakan adalah

$$t = \frac{r_k}{SE(r_k)}$$
$$SE(r_k) = \sqrt{\frac{1+2\sum_{i=1}^{k-1} r_i^2}{n}} \quad (2.1)$$

$SE(r_k)$  = standar error pada lag ke-k

$r_i$  = autokorelasi pada lag ke-i

k = selisih waktu

n = banyak observasi

kriteria keputusannya  $H_0$  ditolak jika

$$t < -t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \text{ atau } t > t_{\frac{\alpha}{2}, n-1}$$

## E. PACF (*Partial Autocorrelation Function*)

*Partial Autocorrelation* merupakan tingkat korelasi atau hubungan antar variabel  $X_t$  dan  $X_{t+k}$ . Untuk mencari nilai autokorelasi parsial dapat dicari dengan rumus sebagai berikut (Wei,1990:12).

$$\phi_{kk} = \text{Corr}(X_t, X_{t+k} \mid X_{t+1}, \dots, X_{t+k+1}) \quad (2.2)$$

Autokorelasi parsial dapat diperoleh melalui model regresi dimana variabel dependen  $X_{t+k}$  dari

proses yang stasioner pada lag  $k$ , sehingga variabel  $X_{t+k-1}, X_{t+k-2}, \dots, X_t$  dapat ditulis sebagai berikut:

$$X_{t+k} = \phi_{k1}X_{t+k-1} + \phi_{k2}X_{t+k-2} + \dots + \phi_{kk}X_{t+1} + \varepsilon_{t+k} \quad (2.3)$$

Dimana  $\phi_{ki}$  menunjukkan parameter regresi ke- $i$  dan  $\varepsilon_{t+k}$  adalah residual normal yang tidak memiliki korelasi dengan  $X_{t+k-j}$  untuk  $j \geq 1$ . Oleh karena itu fungsi autokorelasi didapatkan:

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-k} \quad (2.4)$$

Untuk  $j = 1, 2, \dots, k$  sehingga didapat persamaan berikut:

$$\rho_1 = \phi_{k1}\rho_0 + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-1}$$

$$\rho_2 = \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2}\rho_0 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-2}$$

⋮

$$\rho_k = \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_0$$

dimana  $\rho_0 = 1$

## F. Proses *White Noise*

Proses *white noise* dapat diketahui dari nilai autokorelasi deret  $X_t$  dan  $X_{t+k}$  untuk semua lag  $k$  mendekati 0 (nol) menunjukkan bahwa data deret berkala mengalami proses *white noise*, tidak adanya

korelasi satu sama lain antar nilai lag pada suatu deret. Proses  $a_t$  dapat dikatakan *white noise* apabila  $a_t$  adalah barisan variabel acak yang tidak memiliki hubungan/korelasi dari suatu distribusi dengan nilai rata-rata konstan. (Wei, 1990:16)

*Ljung-Box* mengembangkan statistik *Q Box-Pierce* yang digunakan untuk melihat apakah suatu deret memiliki autokorelasi residual yang berbeda nyata dari nol. Dengan pengujian hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \rho_1 = \dots = \rho_k = 0$$

(tidak ada autokorelasi residual)

$$H_1: \exists \rho_1 \neq 0$$

(ada autokorelasi residual)

Menggunakan statistik uji:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2}{n-k} \quad (2.5)$$

dengan  $n$  menunjukkan banyaknya observasi,  $k$  adalah lag waktu,  $m$  banyak lag yang diuji serta  $r_k$  koefisien autokorelasi pada period ke- $k$

Kriteria pengambilan keputusannya adalah menolak  $H_0$  apabila  $Q \geq X_{\alpha,df}^2$  atau dengan

menggunakan  $p \text{ value} \leq \alpha$  (Hanke and Wichern,1992:66).

## G. Stasioneritas

Suatu data dikatakan stasioner apabila datanya tidak mengalami pertumbuhan atau penurunan yang signifikan. Dapat diartikan bahwa data tersebut mengalami fluktuasi yang berada disekitaran nilai rata-rata (Makridakis, dkk, 1999:135). Apabila data tidak stasioner maka dapat diatasi dengan melakukan pembeda (*differencing*).

*Differencing* adalah proses pengurangan data tertentu dengan data sebelumnya. Tujuan menghitung pembeda adalah untuk merubah data yang awalnya tidak stasioner menjadi stasioner, untuk mencapai stasioneritas dapat dicari dengan rumus:

$$X_t^d = (1 - B)^d X_t \quad (2.6)$$

Plot deret berkala tidak memperlihatkan adanya perubahan varians dari waktu ke waktu dapat dikatakan sudah stasioner (Makridakis, 1999:333).

Kestasioneran data dapat dilihat dengan uji sebagai berikut:



## 1. Grafik

Analisis grafik adalah uji yang paling sederhana dalam mengetahui kestasioneran data. Pada grafik tersebut dibuat plot antara observasi dengan waktu. Jika data tersebut memiliki rata-rata dan varians konstan, maka data tersebut disimpulkan stasioner (Darvi, Aghsilni: 2019).

## 2. Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Salah satu uji formal untuk menguji kestasioneran data deret berkala adalah dengan uji unit *root*. Menggunakan persamaan *Dickey-Fuller* terhadap model *differenced-lag* yang diregresikan yaitu: (Darvi, Aghsilni: 2019)

$$\nabla X_t = \mu + \delta X_{t-1} + \sum_{i=1}^k \phi_i \nabla X_{t-1} + e_t \quad (2.7)$$

Dengan  $\nabla X_t = X_t - X_{t-1}$  dan  $k$  jumlah lag.

Hipotesis yang digunakan pada uji ini adalah

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

$H_1 : \delta \neq 0$  (data stasioner)

Statistik uji *Augmented Dickey-Fuller* adalah sebagai berikut:

$$ADF = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (2.8)$$

Dimana  $SE(\hat{\delta})$  adalah standar error untuk  $\hat{\delta}$ .

Adapun kriteria pengambilan keputusan yaitu jika mutlak statistik-t > statistik uji ADF maka tolak  $H_0$  dengan kata lain data stasioner

Jika nilai mutlak statistik-t < statistik uji ADF maka terima  $H_0$  dengan kata lain data tidak stasioner.

#### H. ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

ARIMA atau dikenal juga sebagai metode Box-Jenkins adalah model yang terbentuk dari penggabungan antara *AR (Autoregressive)* ordo  $p$  dan juga *MA (moving average)* ordo  $q$ . Proses diferensiasi yang dilakukan apabila data tidak stasioner untuk menentukan nilai pembeda orde  $d$ .

Model ARIMA ( $p, d, q$ ) dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B)\alpha_t \quad (2.9)$$

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

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

Model ARIMA yang mengandung efek musiman dapat dinotasikan dengan ARIMA  $(P, D, Q)^s$ . Secara umum, model ARIMA musiman dapat ditulis dalam bentuk:

$$\Phi_P(B^s)(1 - B^s)^D Z_t = \Theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (2.10)$$

dengan,  $s$  adalah periode musiman

$$\Phi_p(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_p B^{sp}$$

$$\Theta_q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \dots - \Theta_q B^{sq}$$

Apabila terdapat efek non-musiman dan efek musiman, model yang terbentuk adalah model multiplikatif yaitu SARIMA  $(p, d, q) (P, D, Q)^s$ . Bentuk umum model ARIMA  $(p, d, q) (P, D, Q)^s$  dapat ditulis sebagai berikut:

$$\phi_p(B^s)\Phi_P(B^s)(1 - B)^d(1 - B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (2.11)$$

dengan

$(1 - B)^d =$  diferensiasi non musiman

$(1 - B^s)^D =$  diferensiasi musiman

$\alpha_t =$  residual white noise

## I. Langkah-langkah Pemodelan

Langkah-langkah pemodelan dengan fungsi transfer multivariat, ada 4 tahap yaitu (Makridakis dkk, 1999, hlm.450) :

### 1. Mengidentifikasi Bentuk Model

- a) Persiapkan data deret input dan deret output tunggalnya

Tahap pertama yang harus dilakukan yaitu mencari kestasioneran data. Apabila data tidak stasioner maka data tersebut harus ditransformasi dengan rumus sebagai berikut: (Makridakis dkk, 1999, hlm 451)

$$(1 - B)X_t = x_t$$

$$(1 - B)Y_t = y_t$$

- b) Pemutihan Deret Input

Pemutihann deret ini dilakukan agar deret tersebut *white noise*, proses ARIMA  $(p_x, 0, q_x)$  pada pemutihan deret input  $x_t$  dapat didefinisikan dengan :

$$\phi_x(B)x_t = \theta_x(B)\alpha_t \quad (2.12)$$

sehingga, deret  $\alpha_t$  menjadi:

$$\frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)}x_t = \alpha_t \quad (2.13)$$

c) Pemutihan Deret Output

Selanjutnya adalah memetakan  $x_t$  kedalam  $y_t$ . Deret  $y_t$  yang telah diputihkan menjadi deret  $\beta_t$ , adalah:

$$\frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)}x_t = \beta_t \quad (2.14)$$

d) Perhitungan korelasi silang dan autokorelasi

Perhitungan korelasi silang pada model fungsi transfer deret input  $x$  terhadap output  $y$  guna mencari nilai  $(r, s, b)$  yang mana nilainya diperoleh dari plot korelasi silang.

e) Penaksiran Bobot Respon Impuls

Langkah berikutnya setelah ditentukan korelasi silangnya yaitu dengan melakukan penaksiran langsung bobot respon impuls. Tujuannya adalah untuk menghitung deret *noise*.

f) Menetapkan nilai  $(r, s, b)$  untuk model fungsi

Parameter  $(r, s, b)$  merupakan parameter dalam pemodelan fungsi transfer, dimana  $r$  adalah derajat dari fungsi  $\delta(B)$ ,  $s$  dari fungsi  $\omega(B)$  dan  $b$  menunjukkan keterlambatan yang dicatat pada subskrip dari  $x_{t-b}$  pada persamaan

$$y_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} x_{t-b} + \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} \alpha_t \quad (2.15)$$

Pendugaan nilai  $r, s, b$  dapat dilakukan dengan cara berikut:

- 1) Nilai  $b$  dapat dicari dengan mengacu pada lag pertama yang signifikan atau kelua dari batas pada plot korelasi silang.
- 2) Nilai  $s$  didapat dari lag plot korelasi silang sebelum pola menurun yang menunjukkan lamanya pengaruh  $x_{t-b-1}, x_{t-b-2}, \dots, x_{t-b-s}$  terhadap deret output  $(y_t)$
- 3) Nilai dari  $r$  memperlihatkan bahwa  $y_{t-1}$  dipengaruhi oleh data sebelumnya yaitu  $y_{t-1}, \dots, y_{t-r}$ .

$r = 0$ , jika pada plot menunjukkan ada lag yang terpotong

$r = 1$ , jika plot membentuk pola eksponensial menurun

$r = 2$ , jika membentuk pola sinus dan pola eksponensial menurun

Model umum yang biasanya digunakan dalam fungsi transfer adalah sebagai berikut (Wei, 2006, hlm.325):

**Tabel 2. 1 Model Fungsi Transfer**

$r, s, b$	Fungsi Transfer
Dengan $r = 0$	
(0,0,2)	$v(B)x_t = \omega_0 x_{t-2}$
(0,1,2)	$v(B)x_t = (\omega_0 - \omega_1)x_{t-2}$
(0,2,2)	$v(B)x_t = (\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)x_{t-2}$
Dengan $r = 1$	
(1,0,2)	$v(B)x_t = \frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 B)} x_{t-2}$
(1,1,2)	$v(B)x_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B)}{(1 - \delta_1 B)} x_{t-2}$
(1,2,2)	$v(B)x_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)}{(1 - \delta_1 B)} x_{t-2}$
Dengan $r = 2$	
(2,0,2)	$v(B)x_t = \frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} x_{t-2}$
(2,1,2)	$v(B)x_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B)}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} x_{t-2}$

$(2,2,2)$	$v(B)x_t$ $= \frac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} x_{t-2}$
-----------	--

g) Penaksiran Awal Deret Gangguan ( $n_t$ )

Perhitungan taksiran dari deret gangguan  $n_t$  dapat dilakukan dengan mengukur bobot respon impuls.

$$n_t = y_t - v_0 x_t - v_1 x_{t-1} - v_2 x_{t-2} - \dots - v_k x_{t-k} \tag{2.33}$$

h) Penetapan ( $p_n, q_n$ ) dari deret gangguan  $n_t$

Dari persamaan (2.34), selanjutnya menganalisis nilai-nilai  $n_t$  untuk menemukan model ARIMA yang tepat sehingga diperoleh nilai  $p_n$  dan  $q_n$ . Dengan cara ini fungsi  $\phi_n(B)$  dan  $\theta_n(B)$  untuk deret gangguan  $n_t$  dapat diperoleh untuk mendapatkan persamaan:

$$\phi_n(B)n_t = \theta_n(B)\alpha_t \tag{2.16}$$

## 2. Estimasi Parameter Model

Setelah memperoleh ARIMA deret *noise*, maka model fungsi transfer dapat dibentuk.



$$Y_t = v(B)X_t + N_t \quad (2.17)$$

Sebagai contoh untuk mengaplikasikan model fungsi transfer dan ARIMA. Misal digunakan model fungsi transfer  $(r, s, b) = (2, 2, 2)$  dan ARIMA  $(p, d, q) = (2, 0, 1)$ , maka bentuk model fungsinya adalah:

$$Y_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} x_{t-2} + \frac{(1 - \theta_1 B)}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)} a_t \quad (2.17)$$

Pada tahap ini akan menaksir nilai-nilai  $\omega_n, \delta_n, \phi_n$ , dan  $\theta_n$ , yang didapat dengan cara mensubstitusikan persamaan khusus seperti berikut:

$$v_j = 0 \text{ untuk } j < b$$

$$v_j = \delta_1 v_{j-1} + \dots + \delta_r v_{j-r} + \omega_0 \text{ untuk } j = b \quad (2.18)$$

$$v_j = \delta_1 v_{j-1} + \dots + \delta_r v_{j-r} + \omega_{j-b} \text{ untuk } j = b+1, \dots, b+s$$

$$v_j = \delta_1 v_{j-1} + \dots + \delta_r v_{j-r} \text{ untuk } j > b+s$$

### 3. Pemeriksaan Diagnostik pada Model

Tahap dalam pemodelan data deret berkala selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik. Tahap ini bertujuan untuk pemeriksaan syarat *white noise*.

Dengan bentuk model fungsinya adalah:

$$y_t = (\phi_1 + \delta_1)y_{t-1} - (\delta_1 \phi_1)y_{t-2} + (\omega_0)x_{t-1} - (\omega_0 \phi_1 + \omega_1)x_{t-2} + (\omega_1 \phi_1)x_{t-3} + \alpha_t - (\delta_1 + \theta_1)\alpha_{t-1} + (\theta_1 \delta_1)\alpha_{t-2} \quad (2.19)$$

#### 4. Kriteria Pemilihan Model

Pemilihan kriteria model dapat dilakukan dengan estimasi parameter dan diagnostik apabila terdapat dua atau lebih model, guna mendapatkan model terbaik untuk dapat digunakan peramalan. Pendekatan AIC (*Akaike's Information Criterion*) merupakan salah satu pendekatan yang dapat digunakan dalam pemilihan model. Semakin kecilnya nilai AIC yang didapat maka semakin baik pula model yang diperoleh (Hanke dan Wichern, 1992:413).

$$AIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{2}{n}r$$

dengan

$n$  = banyak pengamatan residual

$\hat{\sigma}^2$  = jumlah kuadrat residual dibagi banyak pengamatan

$r$  = banyak parameter yang digunakan

#### J. Curah Hujan

Curah hujan merupakan jumlah air yang jatuh di permukaan tanah datar selama periode tertentu yang diukur dengan satuan tinggi milimeter (mm) di atas permukaan horizontal. curah hujan 1 mm artinya jika luasnya 1 (satu) m persegi pada tempat yang datar tertampung air setinggi satu milimeter atau sebanyak

satu liter ( $1 \text{ dm}^3$ ) dengan asumsi tidak menguap, tidak meresap dan tidak mengalir (Tjasyono,2008).

Hujan adalah mata rantai dari siklus air dan merupakan fenomena di udara yang tergantung pada unsur-unsur cuaca yang lainnya. Hujan memiliki peranan dalam penentuan iklim. Menurut keadaan sebenarnya, hujan di suatu tempat dalam kurun waktu tertentu tidak mempunyai jumlah yang sama sehingga dapat dilihat adanya jumlah curah hujan minimum dan maksimum yang silih adanya jumlah curah hujan minimum dan maksimum yang silih berganti secara teratur. Oleh karena itu dapat dikatakan bahwa hujan sebagai objek ilmu cuaca bersama-sama cuaca lain adalah fenomena yang merupakan fungsi dari ruang dan waktu (Nabilah et al., 2017). Dengan kata lain hujan mempunyai distribusi yang bervariasi dengan bentuk penyebaran tertentu menurut tempat dan waktu.

Fenomena global yang mempengaruhi pola curah hujan untuk kawasan tropis, termasuk Indonesia, fenomena *monsoon/Inter Tropical Convergence Zone* (ITCZ), *El Nino Southern Oscillation* (ENSO) dan *Madden-Julian Oscillation* (MJO), *tropical cyclone/extra tropics forcing*, *Indian Ocean Dipole Mode*

(IODM) (Setiadi, 2010). Secara umum curah hujan di Indonesia terutama dipengaruhi oleh beberapa fenomena, antara lain system monsoon Asia-Australia, El Nino, sirkulasi Walker dan sirkulasi Hadley serta beberapa sirkulasi yang disebabkan oleh pengaruh lokal (Bannu, 2013).

Distribusi umum curah hujan di Indonesia salah satunya dipengaruhi oleh lokal geografis. Daerah yang termasuk dalam pola curah hujan monsoon memiliki perbedaan yang signifikan antara musim hujan (bulan Desember, Januari, Februari) dan musim kemarau (bulan Juni, Juli, Agustus), Enam bulan selain itu merupakan masa transisi (Hermawan, 2010). Kemudian diklasifikasikan sebagai daerah musiman (ZOM) yang tipe curah hujannya bersifat unmodal atau memiliki satu puncak curah hujan.

#### **K. ENSO (*El-Nino-Southern Osillation*)**

*El Nino-Southern Oscillation* (ENSO) merupakan fenomena yang mempengaruhi aktivitas hidroklimat global (Ropelewski dan Halpert, 1986; Kayano, 2003; Chiew et al., 1998; Shrestha dan Kostaschuk, 2005). ENSO merupakan fenomena yang terdiri atas dua fase yaitu fase panas (El Nino) serta

fase dingin (La Nina); adapun *Southern Oscillation* (SO) merupakan jungkat-jungkit perbedaan tekanan atmosfer antara Australia-Indonesia dengan Samudera Pasifik bagian Timur. Curah hujan di Indonesia juga dipengaruhi oleh aktivitas ENSO karena terletak pada *Inter-Tropical Convergence Zone* (ITCZ). Pengaruh ENSO berbeda-beda antarwilayah bergantung pada lokasi dan topografi (Qian et al., 2010).

Fenomena global dari sistem interaksi laut dan atmosfer yang ditandai dengan memanasnya suhu permukaan laut di Pasifik Ekuator (*Equatorial Pasific*) atau anomali suhu permukaan laut di wilayah perairan tersebut positif atau lebih tinggi dari rata-rata suhu permukaan laut disebut El nino. Kebalikan dari el nino yaitu la nina ditandai dengan mendinginnya suhu permukaan laut di Pasifik Ekuator atau anomali suhu permukaan laut di wilayah perairan tersebut negatif atau lebih rendah dari rata-rata suhu permukaan laut yang seharusnya.

#### **L. AUSMI (*Australian Monsoon Index*)**

Berdasarkan kriteria Ramage (dalam Kaparang dan Hermawan, 2010) yang mengandalkan perbedaan sirkulasi atmosfer antara bulan Januari dan Juli, wilayah utara 25° S di Australia dapat

digambarkan sebagai monsun. Berdasarkan hasil analisis massa udara di sepenulir wilayah Australia dan pola sirkulasi di Samudera Hindia Timur dan proses pemanasan Australia Utara (Wheeler dan McBride, 2005 dalam Kaparang dan Hermawan, 2010) mengelompokkan arus monsun menjadi tiga jenis, yaitu *Pseudo Monsoon*, *Quasi Monsoon* dan *True Monsoon*.

Monsun Australia, mendefinisikan indeks monsun Australia (AUSMI) dengan rata-rata angin zonal pada level 850 milibar di atas wilayah  $110^{\circ}$  BT –  $130^{\circ}$  BT,  $5^{\circ}$  LS –  $15^{\circ}$  LS. Indeks ini dapat menggambarkan monsun Australia skala luas dalam kaitannya dengan siklus musiman dan variabilitas tahunan (Pandia et al., 2019).

#### **M. Kajian Penelitian yang Relevan**

Beberapa penelitian terdahulu yang menjadi kajian pustaka, yakni membahas tentang peramalan curah hujan dengan menggunakan model fungsi transfer.

1. Penelitian yang dilakukan oleh Andayani Nurfaizah dkk (2013) pada Jurnal Statistika dengan judul *Pemodelan Fungsi Transfer untuk Meramalkan Curah hujan di Kota Semarang*, dengan tujuan

untuk mengetahui langkah pemodelan serta peramalan curah hujan ditahun 2013. Metode penelitian yang digunakan adalah pembentukan model peramalan dengan 4 langkah yaitu identifikasi bentuk model, penaksiran parameter model, uji diagnostic, serta peramalan. Kesimpulan yang didapat adalah prosedur penentuan model fungsi transfer dapat dilihat dari seberapa kuat korelasi antara variabel input dengan curah hujan dengan menggunakan model fungsi transfer *single input* yang terbentuk dapat meramalkan curah hujan 12 bulan kedepan.

Penelitian yang dilakukan oleh Andayani dkk menggunakan data curah hujan di Kota Semarang, menggunakan 2 variabel prediktor yaitu suhu udara dan kelembapan. Sedangkan penelitian yang dilakukan oleh penulis menggunakan data curah hujan di Kabupaten Pati dengan 2 variabel predictor yaitu AUSMI dan ENSO.

2. Penelitian yang dilakukan oleh Yonlib W. A. dkk (2019) pada *Jurnal of Statistics and Its Applications* dengan judul *Model Fungsi Transfer Multi Input untuk Peramalan Curah Hujan Di Kota Surabaya*, dengan tujuan penelitian adalah untuk

meramalkan curah hujan dengan fungsi transfer. Ia mengemukakan bahwa peramalan curah hujan dengan model fungsi transfer multi input lebih baik dibandingkan dengan beberapa metode peramalan yang digunakan sebelumnya.

Penelitian yang telah dilakukan menggunakan data curah hujan di Kota Surabaya, menggunakan variabel prediktor suhu udara, kelembapan udara, dan kecepatan angin. Sedangkan penelitian yang dilakukan oleh penulis menggunakan data curah hujan di Kabupaten Pati dengan variabel prediktor AUSMI dan ENSO.

3. Penelitian yang dilakukan oleh Asep Rusyana (2019) pada Jurnal Applied Mathematical sciences yang berjudul *Forecasting rainfall using transfer function in Aceh Province, Indonesia*. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui model peramalan serta prakiraan curah hujan tahun 2017 dan 2018. Metode Penelitian yang digunakan adalah olah data menggunakan software R Studio. Ia mengemukakan bahwa berdasarkan penelitian yang telah dilakukan diperoleh model peramalan curah hujan dengan menggunakan fungsi transfer. Curah hujan pada bulan tertentu dipengaruhi oleh



curah hujan bulan sebelumnya hingga empat bulan sebelumnya dan suhu udara empat bulan sebelumnya.

Penelitian yang telah dilakukan menggunakan data curah hujan di Banda Aceh, menggunakan variabel prediktor suhu udara dan kecepatan angin. Sedangkan penelitian yang dilakukan oleh penulis menggunakan data curah hujan di Kabupaten Pati dengan variabel prediktor AUSMI, dan ENSO.

4. Penelitian yang dilakukan oleh Yunisa Ratna Resti dkk (2015) pada jurnal Gaussian yang berjudul Pendekatan Model Fungsi Transfer Multi Input untuk Analisis Hubungan Antara Luas Panen dan Luas Tambah tanam dengan Produksi Bawang Merah di Jawa tengah. Tujuan penelitiannya adalah menentukan model fungsi transfer *multi input* terbaik dan menghitung prediksi bawang merah bulan Desember 2014 sampai Mei 2015. Kesimpulan yang diperoleh bahwa berdasarkan penelitian yang telah dilakukan diperoleh hasil bahwa hubungan antara luas panen dan luas tambah tanam dengan produksi bawang merah dapat didekati dengan model fungsi transfer multi

input. Dari model terbaik didapatkan hasil peramalan produksi bawang merah selama enam periode ke depan yaitu bulan Desember sampai dengan bulan Mei 2015.

5. Penelitian yang dilakukan oleh Firda Dini Islami dkk (2017) dalam jurnal Gaussian dengan judul Pemodelan Fungsi Transfer dengan Deteksi Outlier Untuk Memprediksi Nilai Inflasi Berdasarkan BI Rate. Tujuan dari penelitian adalah untuk mengetahui Langkah-langkah pemodelan fungsi Transfer. Metodologi penelitiannya yaitu data yang digunakan adalah data sekunder meliputi BI rate dan data inflasi. Kesimpulan yang diperoleh yaitu prosedur pemodelan fungsi transfer diawali dengan penentuan model ARIMA terbaik. Setelah itu didapatkan model fungsi transfernya.

Jadi yang menjadi perbedaan dari kelima jurnal dengan penelitian yang dilakukan penulis terletak pada data curah hujan yang akan diteliti, selain itu perbedaan lainnya adalah variabel prediktor yang akan digunakan yaitu Ausmi dan Enso yang mana diantara jurnal diatas tidak satupun menggunakan variabel prediktor tersebut. Selain itu juga

software yang akan digunakan pada penelitian ini menggunakan R Studio sedangkan dari penelitian-penelitian diatas sebagian besar menggunakan software SAS. Meskipun pada dasarnya sama sama mencari model Fungsi Transferynya tetapi dengan output software yang berbeda maka hasil analisisnya pun berbeda.

## **BAB III METODE PENELITIAN**

### **A. Pendekatan Penelitian**

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode analisis deskriptif dan verifikatif dengan pendekatan kuantitatif. Menurut Nana Sudjana dan Ibrahim (1989:64), penelitian deskriptif merupakan penelitian yang menggambarkan suatu gejala, peristiwa dan kejadian yang terjadi pada dimasa sekarang. Sedangkan pendekatan kuantitatif adalah pendekatan yang dilakukan dengan cara mengukur beberapa indikator variabel penelitian sehingga diperoleh gambaran diantara variabel-variabel tersebut. Selain itu dalam penelitian ini juga termasuk penelitian verifikatif karena menggunakan pengujian hipotesis (*hypothesis testing*). Pengujian hipotesis adalah penelitian yang bertujuan untuk menguji hipotesis yang telah dirumuskan dengan fokus pada penjelasan fenomena dalam bentuk hubungan antar variabel.

Adapun tujuan penelitian deskriptif dan verifikatif dengan pendekatan kuantitatif ini adalah untuk menjelaskan suatu situasi yang hendak diteliti

dengan dukungan studi kepustakaan serta pernyataan sementara dalam bentuk hipotesis yang harus diuji secara empirik sehingga lebih memperkuat analisa penulis dalam membuat suatu kesimpulan.

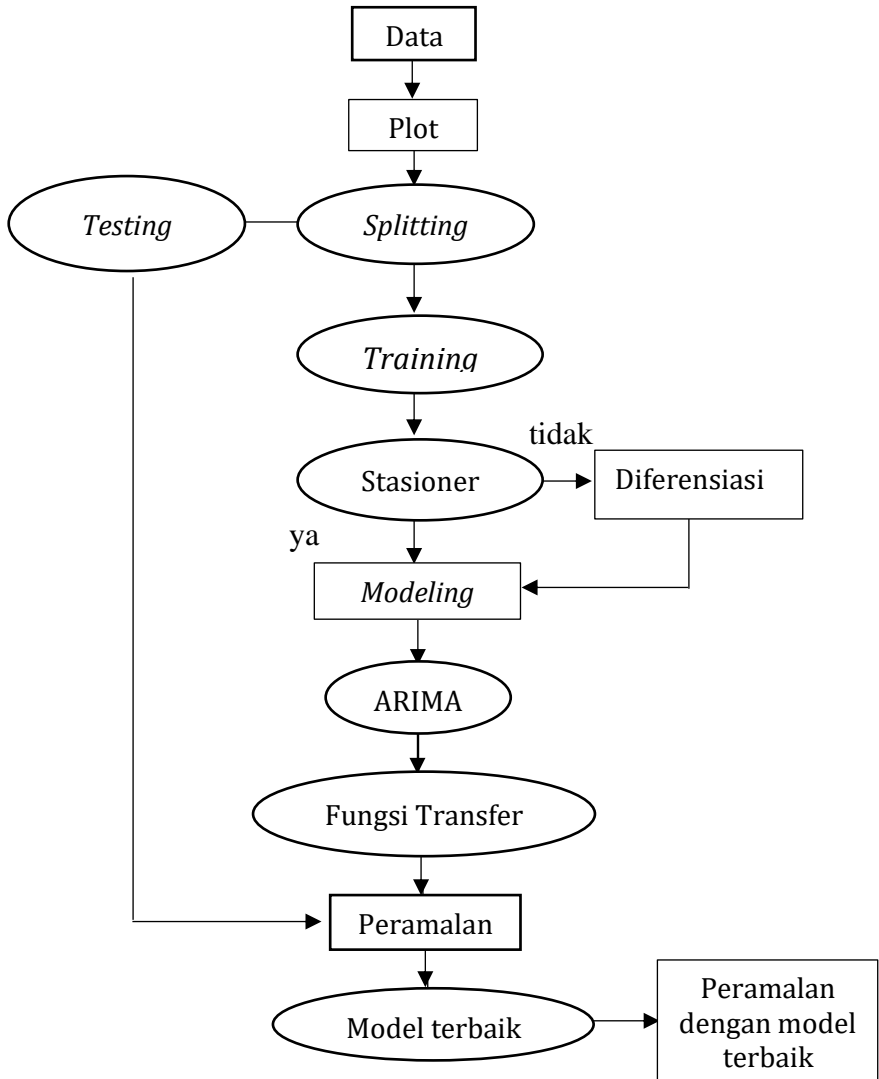
## **B. Sumber Data**

Dalam memperoleh data peneliti menggunakan data sekunder yang diperoleh dari kantor BMKG Stasiun Klimatologi Semarang yaitu data curah hujan 4 tahun terakhir dari bulan November tahun 2017 sampai bulan Agustus tahun 2021 di Kabupaten Pati. Serta untuk data prediktornya yaitu ENSO (*El Nino-Southern Oscillation*) dan AUSMI (*Australian Monsoon Index*) diperoleh dari website resmi BMKG.

## **C. Variabel Penelitian**

Berdasarkan yang telah dijelaskan pada latar belakang, Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah variabel tak bebas (Y) dan variabel bebas (X), yang meliputi: Curah Hujan di Kabupaten Pati (Y), ENSO (*El Nino-Southern Oscillation*) (X1) dan AUSMI (*Australian Monsoon Index*) (X2).

#### D. Analisis Data



**Gambar 3. 1 Alur Penelitian Fungsi Transfer**

Metode analisis data yang akan digunakan dalam penelitian ini diringkas dalam Gambar 3.1. yang berisi langkah-langkah dalam analisis dengan model fungsi transfer.

## **BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

Pada Bab IV akan dilakukan analisa dan pembahasan pembentukan model fungsi transfer serta peramalannya pada tahun 2022 pada kasus curah hujan di kabupaten Pati tahun 2017 sampai tahun 2021.

### **A. Data Penelitian**

**Tabel 4. 1 Data Penelitian**

PERIODE	DATA (Y)	ENSO	AUSMI
Sep-17	7	-0.47	-6.86
Oct-17	229	-0.52	-4.28
Nov-17	197	-0.95	-2.15
Dec-17	274	-1.04	1.75
Jan-18	214	-0.88	6.63
Feb-18	368	-0.86	5.75
Mar-18	185	-0.82	1.52
Apr-18	64	-0.48	-5.96
May-18	54	-0.13	-7.70
Jun-18	0	-0.13	-6.74
Jul-18	10	0.28	-5.84
Aug-18	0	0.24	-4.08
Sep-18	63	0.28	-6.78
Oct-18	12	0.8	-4.42
Nov-18	134	0.92	-1.54
Dec-18	145	0.85	1.45
Jan-19	349	0.59	5.40



Feb-19	116	0.58	1.96
Mar-19	262	0.95	1.01
Apr-19	209	0.8	-4.60
May-19	112	0.78	-6.45
Jun-19	0	0.7	-6.91
Jul-19	0	0.44	-7.60
Aug-19	0	0.078	-7.10
Sep-19	0	-0.15	-7.37
Oct-19	0	0.53	-7.50
Nov-19	117	0.55	-4.25
Dec-19	92	0.43	-2.22
Jan-20	410	0.49	5.48
Feb-20	357	0.26	4.90
Mar-20	166	0.47	-0.91
Apr-20	209	0.49	-4.80
May-20	177	-0.29	-5.94
Jun-20	14	-0.29	-9.80
Jul-20	177	-0.11	-7.50
Aug-20	106	-0.69	-6.50
Sep-20	33	-0.94	-7.60
Oct-20	102	-1.28	-4.99
Nov-20	207	-1.33	-4.26
Dec-20	286	-1.16	3.87
Jan-21	386	-1.05	3.83
Feb-21	283	-0.97	7.30
Mar-21	128	-0.6	1.20
Apr-21	337	-0.4	-2.00
May-21	62	-0.8	-5.80
Jun-21	220	-0.5	-4.80
Jul-21	0	-0.28	-6.28

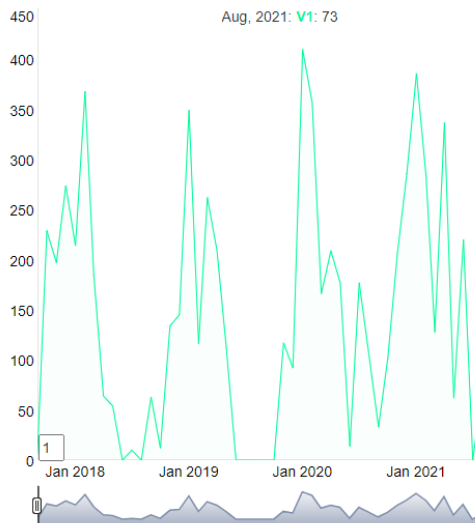
Aug-21	73	0.46	-7.44
--------	----	------	-------

Dari Tabel 4.1 yaitu data yang digunakan dalam penelitian meliputi data curah hujan di Kabupaten Pati, Enso, dan Ausmi yang diperoleh dari BMKG Stasiun Klimatologi Klas 1 Semarang.

## B. Visualisasi Data dan Uji Homogenitas Ragam

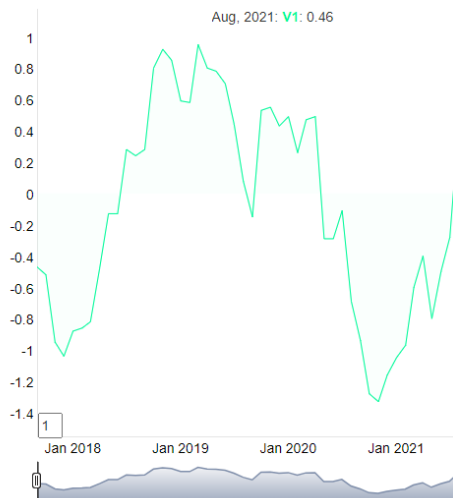
### 1. Visualisasi Data

Untuk mengetahui pola data awal perlu dilakukan visualisasi deret data dari masing-masing variabel dengan plot *time series* masing masing variabel sebagai berikut:



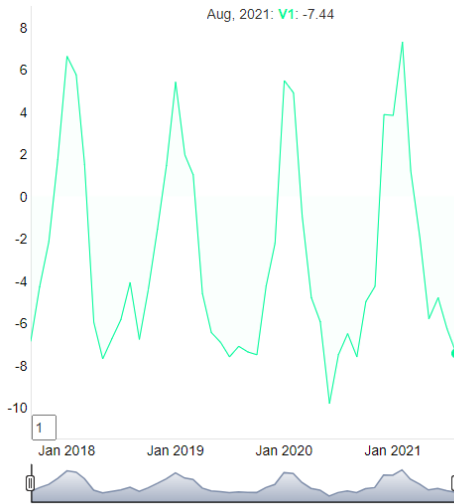
**Gambar 4. 1** plot time series data curah hujan

Pada Gambar 4.1 menunjukkan bahwa plot *time series* dari data curah hujan cenderung berfluktuasi tajam seperti pada gambar. Dari plot tersebut terlihat bahwa data curah hujan memiliki pola musiman di dalam data.



**Gambar 4. 2 plot time series data Enso**

Berdasarkan plot data yang diperoleh dari R Studio, terlihat bahwa data Enso sebarannya tidak terfokus disekitar nilai tengah. Pada plot terlihat bahwa data tidak mengandung unsur atau pola musiman.



**Gambar 4. 3 plot time series data Ausmi**

Seperti halnya pada plot *time series* pada curah hujan, plot *time series* pada variabel Ausmi juga terlihat ada kecenderungan variasi musim atau pola musiman.

2. Uji Homogenitas

**Tabel 4. 2 Fligner-Killeen test Curah Hujan**

<i>Fligner-Killeen test of homogeneity of variance</i>			
Fligner-Killeen: med	Chi-squared = 1,8805	df = 4	p-value = 0,7577

Uji homogenitas pada data curah hujan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : varians homogen

$H_1$ : varians tidak homogen

dengan kriteria pengujian yaitu tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha = 0,05$

Pada Tabel 4.2 diperoleh nilai p-value untuk data curah hujan adalah  $0,7577 > \alpha = 0,05$ . Maka gagal tolak  $H_0$ , jadi dapat disimpulkan bahwa varians data curah hujan homogen.

**Tabel 4. 3 Fligner-Killeen test Enso**

<i>Fligner-Killeen test of homogeneity of variance</i>			
Fligner-Killeen: med	Chi-squared = 9,7734	df = 4	p-value = 0,04442

Uji homogenitas pada data Enso dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : varians homogen

$H_1$ : varians tidak homogen

dengan kriteria pengujian yaitu tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha = 0,05$

Pada Tabel 4.3 diperoleh nilai p-value untuk data Enso adalah  $0,04442 < \alpha = 0,05$ . Maka  $H_0$  ditolak, jadi dapat disimpulkan bahwa varians data Enso tidak homogen.

**Tabel 4. 4 Fligner-Killeen test Ausmi**

<i>Fligner-Killeen test of homogeneity of variance</i>			
Fligner-Killeen: med	Chi-squared = 0,96955	df = 4	p-value = 0,9144

Uji homogenitas pada data Ausmi dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : varians homogen

$H_1$ : varians tidak homogen

dengan kriteria pengujian yaitu tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha = 0,05$

Pada Tabel 4.4 diperoleh nilai p-value untuk data Ausmi adalah  $0,9144 > \alpha = 0,05$ . Maka gagal tolak  $H_0$ , jadi dapat disimpulkan bahwa varians data Ausmi homogen.

Dari ketiga variabel tersebut, hanya enso yang memiliki ragam non-homogen (p-value  $< 0,05$ ). Oleh karena itu perlu dilakukan transformasi dengan menggunakan pendekatan Yeo Johnson.

**Tabel 4. 5 Fligner-Killeen test Trans Enso**

<i>Fligner-Killeen test of homogeneity of variances</i>
---

Fligner-Killeen: med	Chi-squared = 9	df = 4	p-value = 0,07
----------------------	-----------------	--------	----------------

Dari tabel diatas menunjukkan bahwa hasil transformasi Yeo-Johnson telah menjadikan varians dari variabel enso homogen (p-value > 0,05). Dengan demikian seluruh data telah homogen secara varians.

### C. Eksplorasi dan Pengujian Stasioneritas Rataan

Untuk mengidentifikasi kestasioneritasnya dapat dilihat pada tabel *adf test* berikut

**Tabel 4. 6 adf test curah hujan**

<i>Augmented Dickey-Fuller Test</i>		
Dickey-Fuller = -3,4417	Lag order = 3	p-value = 0,06303

Uji kestasioneran data curah hujan dengan hipotesis sebagai berikut:

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

$H_1 : \delta \neq 0$  (data stasioner)

Taraf signifikan  $\alpha = 0,05$

dengan kriteria pengujian yaitu tolak  $H_0$  jika p-value <  $\alpha = 0,05$

Dari hasil Tabel 4.5 diatas untuk data curah hujan diperoleh p-value = 0,06303 yang mana hal tersebut menunjukkan bahwa p-value >  $\alpha = 0,05$  oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner.

**Tabel 4. 7 adf test Enso**

<i>Augmented Dickey-Fuller Test</i>		
<i>Dickey-Fuller</i> = -2,3083	Lag order = 3	p-value = 0,4517

Uji kestasioneran data Enso dengan hipotesis sebagai berikut:

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

$H_1 : \delta \neq 0$  (data stasioner)

Taraf signifikan  $\alpha = 0,05$

dengan kriteria pengujian yaitu tolak  $H_0$  jika p-value <  $\alpha = 0,05$

Dari hasil Tabel 4.6 diatas untuk variabel Enso diperoleh p-value = 0,4517 yang mana hal tersebut menunjukkan bahwa p-value >  $\alpha = 0,05$  oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner



**Tabel 4. 8 adf test Ausmi**

<i>Augmented Dickey-Fuller Test</i>		
<i>Dickey-Fuller</i> =	Lag order = 3	p-value =
-3,7961		0,02866

Uji kestasioneran data Ausmi dengan hipotesis sebagai berikut:

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

$H_1 : \delta \neq 0$  (data stasioner)

Taraf signifikan  $\alpha = 0,05$

dengan kriteria pengujian yaitu tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha = 0,05$

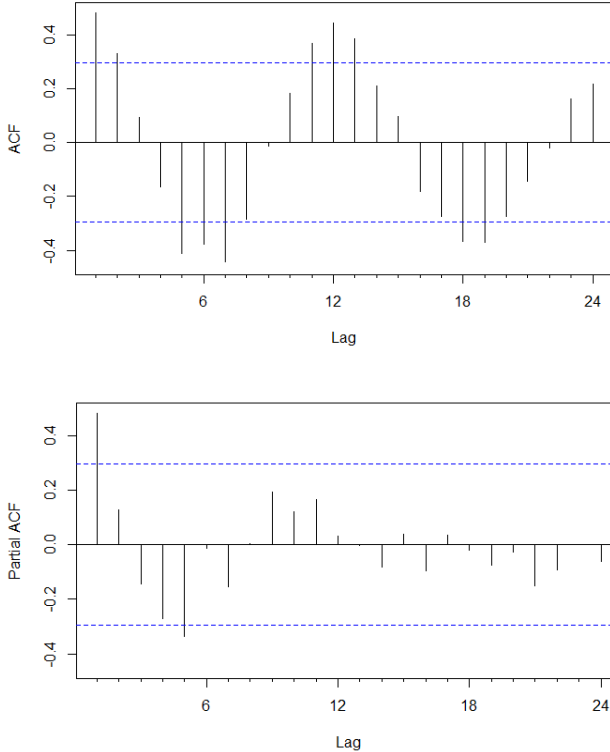
Dari hasil Tabel 4.7 diatas untuk variabel Ausmi diperoleh p-value = 0,02866 yang mana hal tersebut menunjukkan bahwa p-value  $< \alpha = 0,05$  oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa data sudah stasioner

Dari ketiga pengujian stasioneritas melalui Dickey-Fuller test tersebut, dapat dilihat bahwa hanya variabel ausmi yang stasioner yaitu p-valuenya lebih dari 0,05 dan terkonfirmasi oleh plot deretnya. Adapun variabel y dan enso tidak stasioner (masing-masing p-value kurang dari 0,05). Oleh karena itu, untuk kedua variabel tersebut perlu dilakukan diferensiasi.

## D. Differencing Data dan Pemodelan ARIMA

### 1. Variabel y

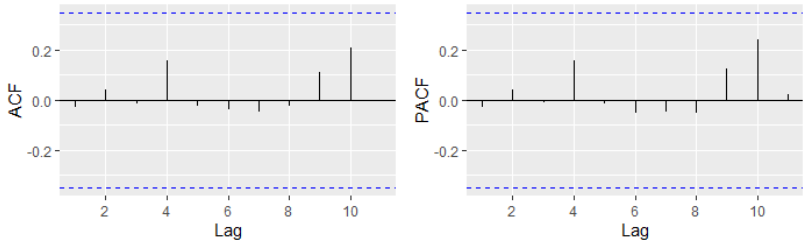
Pertama kita lihat terlebih dahulu plot ACF dan PACF variabel y sebagai berikut:



**Gambar 4. 4** plot ACF dan PACF curah hujan

Dari plot ACF data y menunjukkan adanya pola musiman. Oleh karena itu dilakukan differensiasi satu musim. Apabila differensiasi musim masih belum

stasioner maka dilakukan diferensiasi tambahan.  
Berikut adalah hasil diferensiasi satu musim.



**Gambar 4. 5** plot ACF dan PACF curah hujan lag12

Berdasarkan deskripsi plot ACF dan PACF diatas menunjukkan bahwa data curah hujan belum stasioner, untuk lebih jelas dapat dianalisis dengan uji adf berikut:

**Tabel 4. 9** adf *test* curah hujan lag12

<i>Augmented Dickey-Fuller Test</i>		
Dickey-Fuller = -2,6076	Lag order = 3	p-value = 0,3384

Uji kestasioneran dengan hipotesis sebagai berikut:

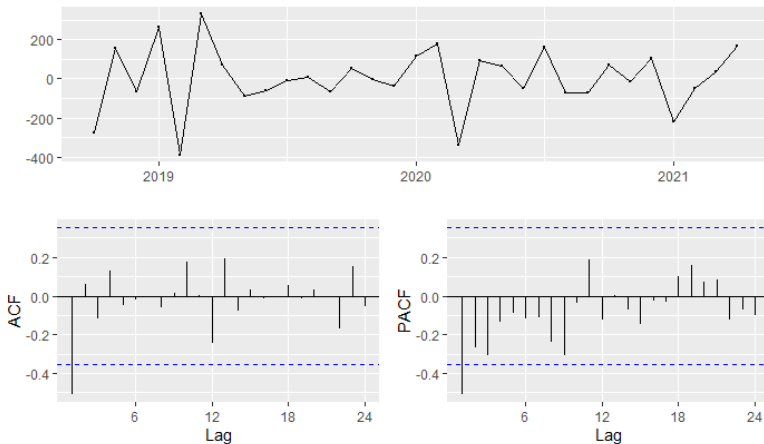
$H_0 : \delta = 0$  (data tidak stasioner)

$H_1 : \delta \neq 0$  (data stasioner)

Taraf signifikan  $\alpha = 0,05$

dengan kriteria pengujian yaitu tolak  $H_0$  jika  $p\text{-value} < \alpha = 0,05$

Dari Tabel 4.8 diperoleh  $p\text{-value} = 0,3384$  lebih dari 0,05 yang menunjukkan bahwa data belum stasioner, oleh karena itu perlu dilakukan differencing data. Berikut adalah hasil setelah dilakukan differencing:



**Gambar 4. 6 plot ACF dan PACF curah hujan diff1**

Gambar diatas merupakan plot residual, ACF dan PACF dari data curah hujan yang telah di *differencing* satu kali.

**Tabel 4. 10 adf test curah hujan diff1**

<i>Augmented Dickey-Fuller Test</i>		
<i>Dickey-Fuller</i> = -3,975	Lag order = 3	p-value = 0,02301

Uji kestasioneran dengan hipotesis sebagai berikut:

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

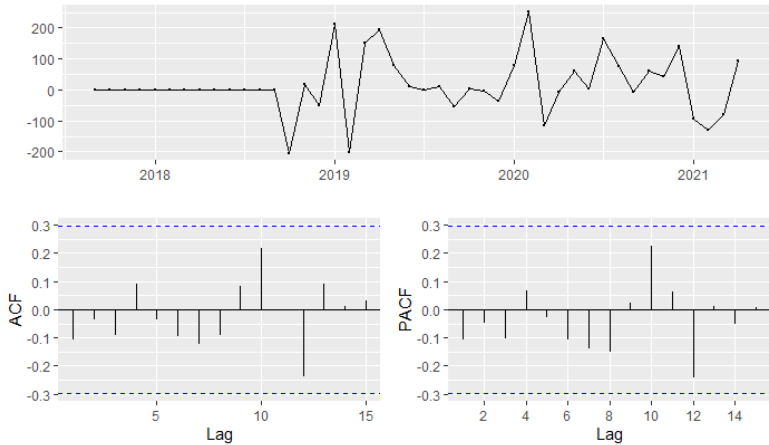
$H_1 : \delta \neq 0$  (data stasioner)

Taraf signifikan  $\alpha = 0,05$

dengan kriteria pengujian yaitu tolak  $H_0$  jika p-value <  $\alpha = 0,05$

Dari Tabel 4.10 nampak data telah stasioner setelah dilakukan differencing 1 kali yang mana nilai p-value = 0,02301 < 0,05. ACF signifikan pada lag 1 menunjukkan indikasi non-seasonal MA(1). Oleh karena itu indikasi model yang dibentuk adalah ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12]. Berdasarkan plot PACF order model lain yang dibentuk adalah ARIMA (1,1,0)(0,1,0)[12].

Pengujian order ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12]



**Gambar 4. 7** plot ACF dan PACF curah hujan ma1

Untuk mengetahui apakah estimasi parameter signifikan dalam model dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

**Tabel 4. 11** z test curah hujan

z test of coefficients:				
	Estimate	Std.Error	z value	Pr (> z )
ma1	-0,8835	0,00925	-9,5485	<2.2e-16

$H_0$  : Estimasi parameter tidak signifikan

$H_1$  : Estimasi parameter signifikan

Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika p-value <  $\alpha = 0,05$

Dari tabel 4.11 diperoleh hasil dari  $ma_1 = -0,8835$  dengan p-valuenya  $< 2,2e-16$  lebih kecil dari  $\alpha = 0,05$ . Oleh karena itu  $H_0$  ditolak jadi dapat disimpulkan bahwa estimasi parameter  $ma_1$  signifikan dalam model.

**Tabel 4. 12 Arima curah hujan**

ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12]		
AIC=385,98	AICc=386,41	BIC=388,85

Dari tabel 4.12 diperoleh hasil AIC dari ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12] adalah 385,98.

Setelah itu dilakukan cek residualnya untuk mengetahui apakah autokorelasinya bersifat *white noise* atau tidak.

**Tabel 4. 13 Ljung-Box test curah hujan**

Ljung-Box test		
data: Residuals from ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12]		
Q* = 3,6629	df = 8	p-value = 0,8862

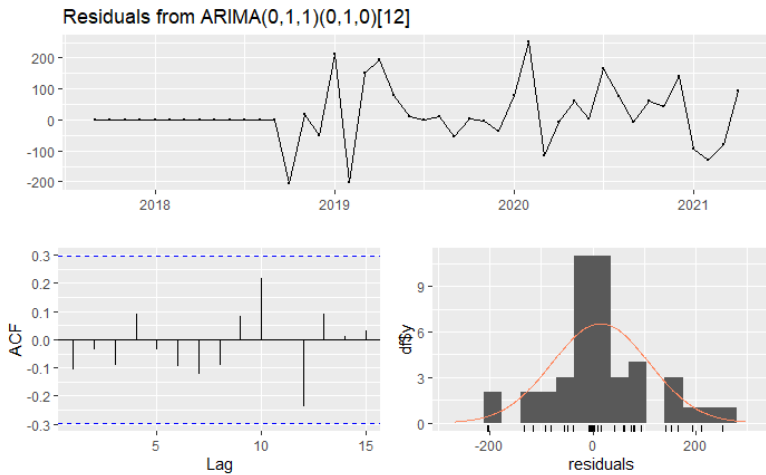
Uji residual bersifat *white noise* dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : tidak ada autokorelasi residual

$H_1$ : ada autokorelasi residual

Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika p-value  $< 0,05$   
 Perhitungan berdasarkan tabel Ljung-Box Test  
 Dari tabel diperoleh nilai p-value = 0,8862 yang  
 berarti lebih besar dari  $\alpha = 0,05$ , jadi kesimpulannya  
 gagal tolak  $H_0$  maka tidak ada autokorelasi residual  
 atau dengan kata lain residualnya bersifat *white noise*

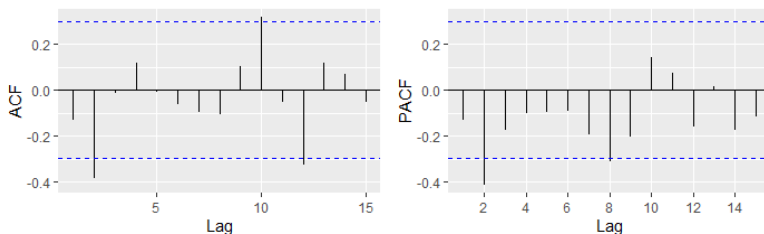


**Gambar 4. 8 residual curah hujan ma1**

Pengujian model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12] menunjukkan seluruh parameternya telah baik. Koefisien signifikan, nilai residual juga tidak ada yang signifikan, dan nilai AIC sebesar 385,98. Walaupun demikian perlu membandingkan model ini dengan model lain.

Pengujian order ARIMA (1,1,0)(0,1,0)[12]





**Gambar 4. 9 plot ACF dan PACF curah hujan ar1**

Gambar diatas merupakan plot ACF dan PACF dari data curah hujan dari ARIMA (1,0,0)(0,1,0)[12].

**Tabel 4. 14 z test ARIMA curah hujan**

z test of coefficients:				
	Estimate	Std.Error	z value	Pr (>z)
ar1	-0,56184	0,15665	-3,5866	0,00035

Estimasi parameter dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : Estimasi parameter tidak signifikan

$H_1$  : Estimasi parameter signifikan

Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha = 0,05$

Dari tabel 4.14 diperoleh hasil dari ar1 = -0,56184 dengan p-valuenya 0,00035 lebih kecil dari  $\alpha = 0,05$ .

Oleh karena itu  $H_0$  ditolak jadi dapat disimpulkan

bahwa estimasi parameter  $\alpha_1$  signifikan dalam model.

**Tabel 4. 15 ARIMA Curah hujan**

ARIMA (1,1,0)(0,1,0)[12]		
AIC=394,89	AICc=395,32	BIC=397,76

Dari Tabel 4.15 diperoleh nilai AIC dari Arima (1,1,0)(0,1,0)[12] adalah 394,89

Setelah itu dilakukan cek residualnya untuk mengetahui apakah autokorelasinya bersifat *white noise* atau tidak.

**Tabel 4. 16 Ljung-Box test Arima curah hujan**

Ljung-Box test		
data: Residuals from ARIMA (1,1,0)(0,1,0)[12]		
Q* = 10,675	df = 8	p-value = 0,2208

Uji residual bersifat *white noise* dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : tidak ada autokorelasi residual

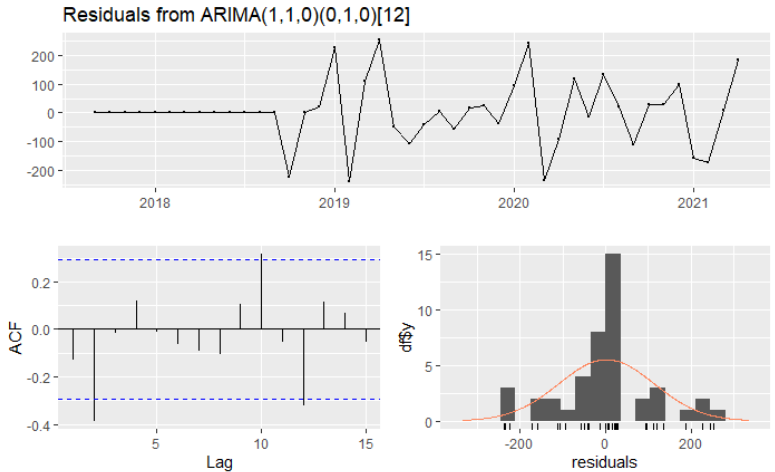
$H_1$ : ada autokorelasi residual

Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika p-value < 0,05

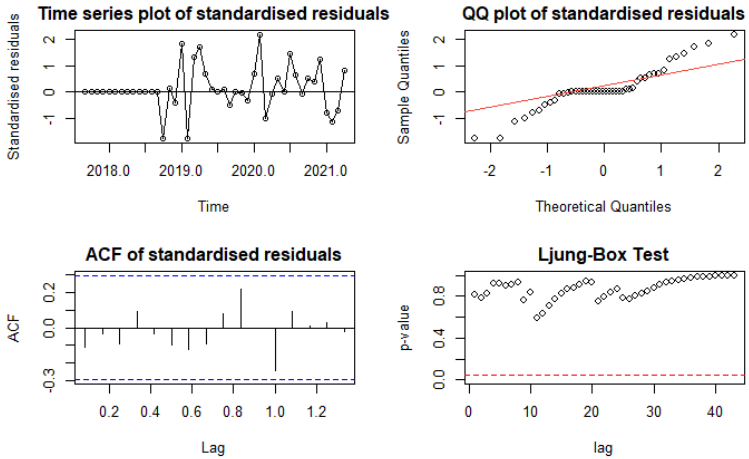
Perhitungan berdasarkan tabel Ljung-Box *Test*

Dari tabel diperoleh nilai p-value = 0,2208 yang berarti lebih besar dari  $\alpha = 0,05$ , jadi kesimpulannya gagal tolak  $H_0$  maka tidak ada autokorelasi residual atau dengan kata lain residualnya bersifat *white noise*.



**Gambar 4. 10** plot residual curah hujan ar1

Pengujian model ARIMA (1,1,0)(0,1,0)[12] menunjukkan masih ada signifikansi plot AIC. Dengan demikian model awal, ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12] dipilih menjadi model terbaik.

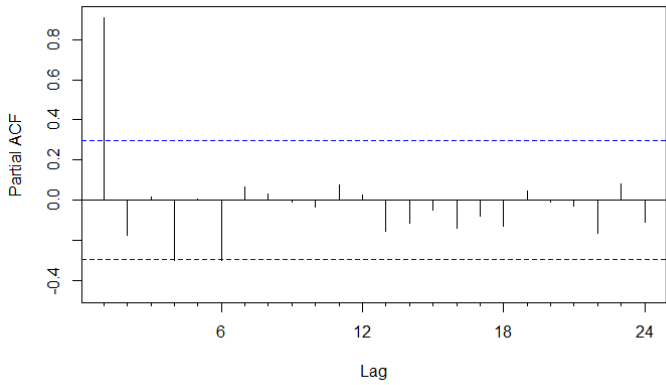
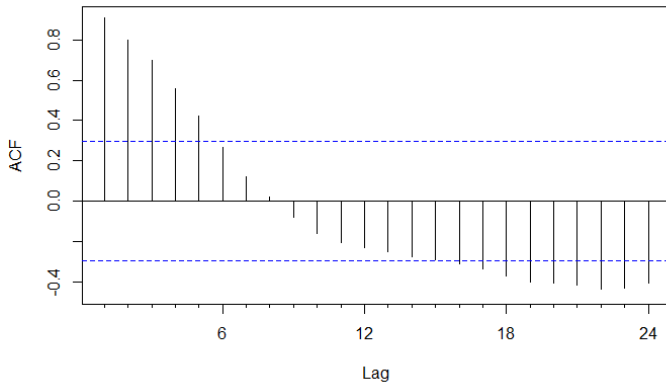


**Gambar 4. 11** autokorelasi Curah Hujan model terbaik

Model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12] dipilih sebagai model terbaik deret output.

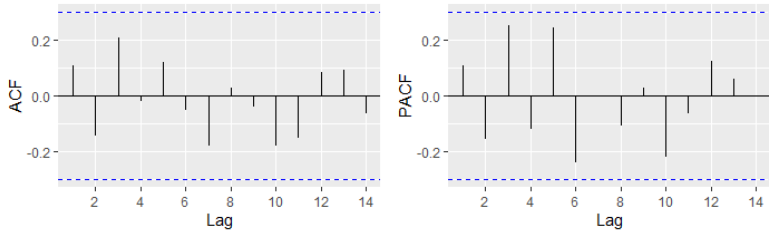
## 2. Variabel *input* Enso

Pertama lihat terlebih dahulu plot ACF dan PACF variabel Enso sebagai berikut:



**Gambar 4. 12 plot ACF dan PACF Enso**

Dari plot ACF Enso menunjukkan belum stasioner. Oleh karena itu dilakukan differensiasi.



**Gambar 4. 13 plot ACF dan PACF Enso diff1**

Gambar diatas merupakan plot ACF dan PACF dari data Enso yang telah di *differencing* satu kali.

**Tabel 4. 17 adf test Enso diff1**

<i>Augmented Dickey-Fuller Test</i>		
<i>Dickey-Fuller</i> = -2,9884	Lag order = 3	p-value = 0,1833

Uji kestasioneran data Enso dengan hipotesis sebagai berikut:

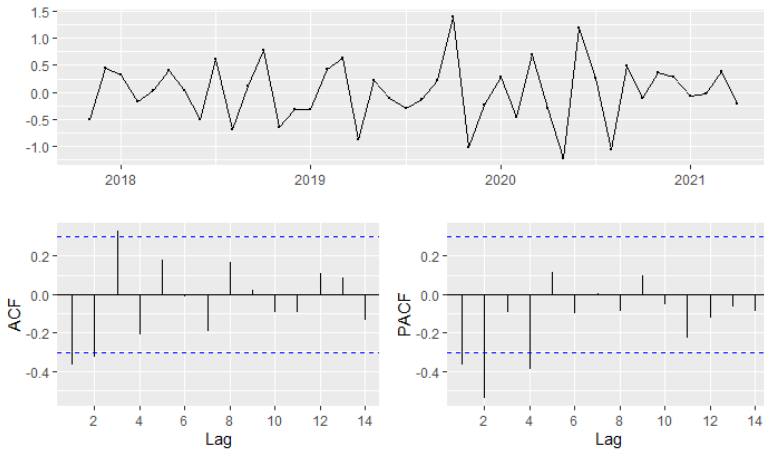
$H_0 : \delta = 0$  (data tidak stasioner)

$H_1 : \delta \neq 0$  (data stasioner)

Taraf signifikan  $\alpha = 0,05$

Dengan kriteria pengujian yaitu tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha = 0,05$

Setelah dilakukan diferensiasi ternyata data masih belum stasioner, dengan nilai p-value = 0,1833 lebih besar dari 0,05 oleh karena itu perlu dilakukan diferensiasi lagi.



**Gambar 4. 14** plot ACF dan PACF Enso diff2

Gambar diatas merupakan plot residual, ACF dan PACF dari data Enso yang telah di *differencing* dua kali.

**Tabel 4. 18** adf test enso diff2

<i>Augmented Dickey-Fuller Test</i>		
<i>Dickey-Fuller</i> = -5,8656	Lag order = 3	p-value = 0,01

Uji kestasioneran data Enso dengan hipotesis sebagai berikut:

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

$H_1 : \delta \neq 0$  (data stasioner)

Taraf signifikan  $\alpha = 0,05$

Dengan kriteria pengujian yaitu tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha = 0,05$

Dari analisis tersebut, nampak data telah stasioner dengan dilakukan *differencing* sebanyak dua kali, dan didapatkan p-value=0,01<0,05. Untuk menentukan model ARIMA digunakan fungsi auto.arima sebagai berikut:

**Tabel 4. 19 auto.arima enso**

ARIMA (0,2,1)		
AIC=54,62	AICc=54,93	BIC=58,1

Dari tabel 4.19 didapatkan usulan model Arima (0,2,1), yang mana dari hasil itu kita uji koefisien parameter dan residualnya.

**Tabel 4. 20 z test enso**

z test of coefficients:				
ma1	Estimate	Std.Error	z value	Pr (> z )
	-0,97367	0,18147	-5,3654	8,078e-08

Estimasi parameter dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : Estimasi parameter tidak signifikan

$H_1$  : Estimasi parameter signifikan



Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika  $p\text{-value} < \alpha = 0,05$

Dari Tabel 4.19 diperoleh hasil dari  $ma_1 = -0,97367$  dengan  $p\text{-value}$ -nya  $8,078e-08$  lebih kecil dari  $\alpha = 0,05$ . Oleh karena itu  $H_0$  ditolak jadi dapat disimpulkan bahwa estimasi parameter  $ma_1$  signifikan dalam model.

Setelah itu dilakukan cek residualnya untuk mengetahui apakah autokorelasinya bersifat *white noise* atau tidak.

**Tabel 4. 21 Ljung-Box test Enso**

Ljung-Box test		
data: Residuals from ARIMA (1,1,0)(0,1,0)[12]		
$Q^* = 6,6019$	$df = 8$	$p\text{-value} = 0,5801$
Model df: 1	Total lags used: 9	

Uji residual bersifat *white noise* dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : tidak ada autokorelasi residual

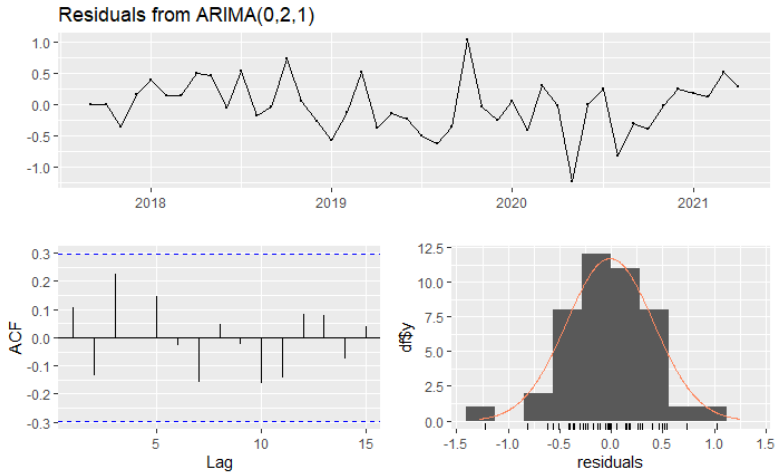
$H_1$ : ada autokorelasi residual

Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika  $p\text{-value} < 0,05$

Perhitungan berdasarkan tabel Ljung-Box Test

Dari Tabel 4.21 diperoleh nilai p-value = 0,5801 yang berarti lebih besar dari  $\alpha = 0,05$ , jadi kesimpulannya gagal tolak  $H_0$  maka tidak ada autokorelasi residual atau dengan kata lain residualnya bersifat *white noise*.



**Gambar 4. 15 Autokorelasi Enso**

Dari auto.arima dihasilkan usulan model arima (0,2,1) dengan koefisien yang signifikan dan residual yang tidak signifikan. Perlu dibandingkan dengan model ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF dengan dugaan model ARIMA (2,2,1) sebagai berikut:

**Tabel 4. 22 ARIMA Enso**

ARIMA (2,2,1)		
AIC=56,82	AICc=57,9	BIC=63,77

Dari Tabel 4.21 diatas diperoleh Arima (2,2,1) dengan nilai AIC = 56,82

**Tabel 4. 23 z test Enso**

z test of coefficients				
	estimate	Std. error	z-value	Pr( z )
ar1	-0,1702	0,26715	-0,637	0,5239
ar2	-0,3668	0,19410	-1,890	0,0587
ma1	-0,5590	0,29886	-1,870	0,0614

Estimasi parameter dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : Estimasi parameter tidak signifikan

$H_1$  : Estimasi parameter signifikan

Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

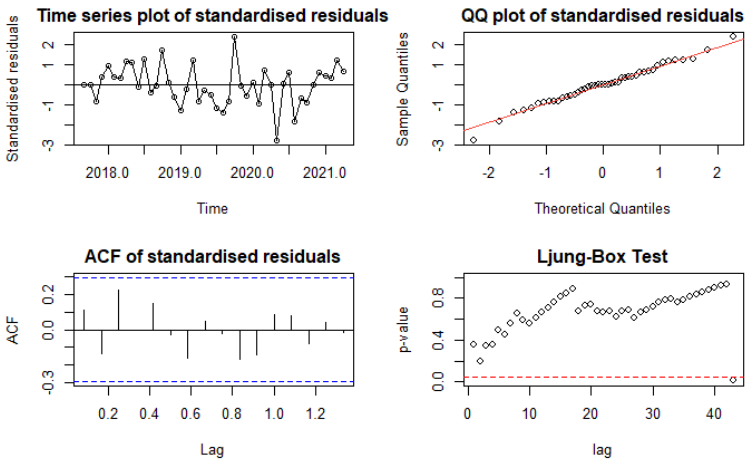
Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha = 0,05$

Dari Tabel 4.23 diperoleh kesimpulan yaitu gagal tolak  $H_0$  jadi estimasi parameternya tidak signifikan dalam model.

Hal tersebut dapat dilihat dari hasil masing masing parameternya yaitu nilai dari ar1 = -0,1702 dengan p-valuenya 0,5239  $> \alpha = 0,05$ . Nilai dari ar2 = -0,3668 dengan p-value = 0,0587  $> \alpha = 0,05$ . Nilai dari ma1 = -

0,5590 dengan  $p\text{-value} = 0,0614 > \alpha = 0,05$ . Karena ketiga parameter  $p\text{-value}$ -nya lebih besar dari  $\alpha = 0,05$  maka parameter tidak signifikan.

Dari analisis tersebut terlihat bahwa model terbaik adalah model awal yaitu ARIMA (0,2,1) karena nilai AICnya lebih kecil dari ARIMA (2,2,1).



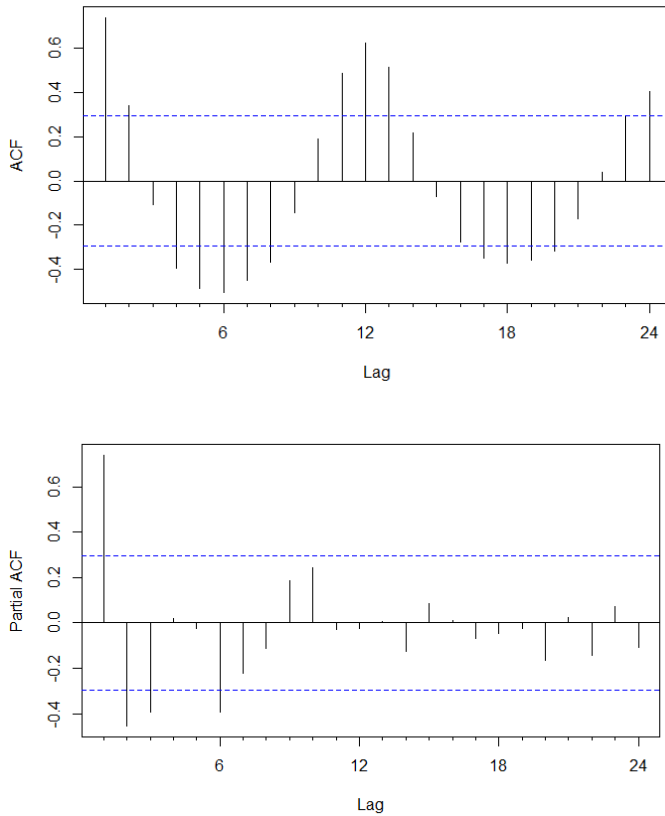
**Gambar 4. 16 cek residual Enso**

Model ARIMA (0,2,1) dipilih sebagai model terbaik deret *input* enso.

### 3. Variabel input Ausmi

Karena variabel ausmi telah stasioner jadi tidak perlu dilakukan *differencing*, namun menunjukkan

pola musiman, maka model ARIMA yang dibentuk adalah model seasonal.



**Gambar 4. 17** plot ACF dan PACF Ausmi

Untuk menentukan model ARIMA Ausmi juga akan digunakan fungsi `auto.arima` sebagai berikut:

**Tabel 4. 24 auto.arima Ausmi**

ARIMA (0,1,1)(0,1,1)[12]		
Coefficients:		
	ma1	sma1
	-0,7514	-0,5588
s.e.	0,1197	0,3592
AIC=137,34	AICc=138,23	BIC=141,64

Dari Tabel 4.24 diperoleh usulan order ARIMA (0,1,1)(0,1,1)[12] dengan nilai AIC = 137,34

**Tabel 4. 25 z test Ausmi**

z test of coefficients:				
	Estimate	Std.Error	z value	Pr (> z )
ma1	-0,75139	0,11968	-6,2783	3,423e-10
sma1	-0,55881	0,35917	-1,5558	0,1197

Estimasi parameter dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : Estimasi parameter tidak signifikan

$H_1$  : Estimasi parameter signifikan

Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika  $p\text{-value} < \alpha = 0,05$

Dari tabel diperoleh hasil masing masing parameter nya yaitu  $ma1 = -0,75139$  dengan  $p\text{-value}$  nya  $3,423e-10 < \alpha = 0,05$  jadi parameter  $ma1$  signifikan dalam model, sedangkan nilai dari  $sma1 = -0,55881$  dengan  $p\text{-value} = 0,1197 > \alpha = 0,05$  maka parameter nya tidak signifikan.

Setelah itu dilakukan cek residual nya untuk mengetahui apakah autokorelas nya bersifat *white noise* atau tidak.

**Tabel 4. 26 Ljung-Box test Ausmi**

Ljung-Box test		
data: Residuals from ARIMA (0,1,1)(0,1,1)[12]		
$Q^* = 5,3434$	$df = 7$	$p\text{-value} = 0,6181$
Model df: 1	Total lags used: 9	

Uji residual bersifat *white noise* dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis

$H_0$ : tidak ada autokorelasi residual

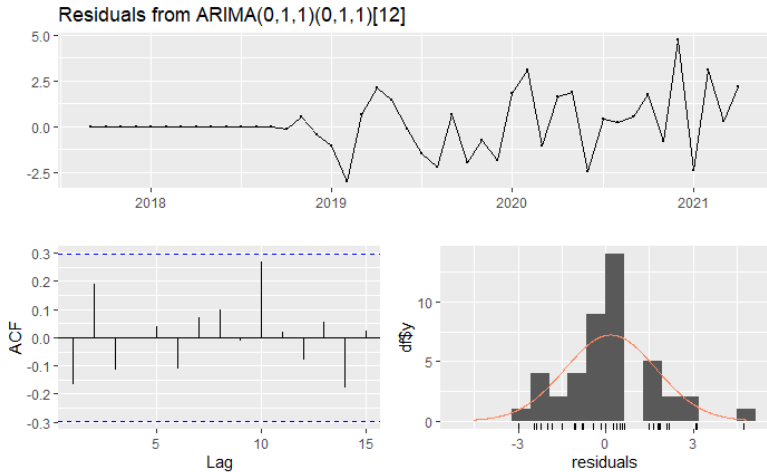
$H_1$ : ada autokorelasi residual

Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika  $p\text{-value} < 0,05$

Perhitungan berdasarkan tabel Ljung-Box Test

Dari tabel diperoleh nilai p-value = 0,6181 yang berarti lebih besar dari  $\alpha = 0,05$ , jadi kesimpulannya gagal tolak  $H_0$  maka tidak ada autokorelasi residual atau dengan kata lain residualnya bersifat *white noise*.



**Gambar 4. 18 Autokorelasi Ausmi 1**

Model tersebut akan dibandingkan dengan alternatif lain yaitu model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12] sebagai berikut:

**Tabel 4. 27 ARIMA Ausmi**

ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12]		
AIC=139,64	AICc=140,07	BIC=142,51

Dari Tabel 4.27 diatas diperoleh hasil order ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12] dengan nilai AIC = 139,64



**Tabel 4. 28 z test Ausmi**

z test of coefficients:				
	Estimate	Std.Error	z value	Pr (> z )
ma1	-0,77071	0,11621	-6,6319	3,313e-11

Estimasi parameter dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : Estimasi parameter tidak signifikan

$H_1$  : Estimasi parameter signifikan

Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha = 0,05$

Dari Tabel 4.28 diperoleh hasil  $ma1 = -0,77071$  dengan p-valuenya  $3,313e-11 < \alpha = 0,05$  jadi dapat ditarik kesimpulan bahwa  $H_0$  ditolak yang berarti parameternya signifikan dalam model.

Setelah itu dilakukan cek residualnya untuk mengetahui apakah autokorelasnya bersifat *white noise* atau tidak.

**Tabel 4. 29 Ljung-Box test Ausmi**

Ljung-Box test		
data: Residuals from ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12]		
Q* = 3,3556	df =8	p-value = 0,9101

Uji residual bersifat *white noise* dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis

$H_0$ : tidak ada autokorelasi residual

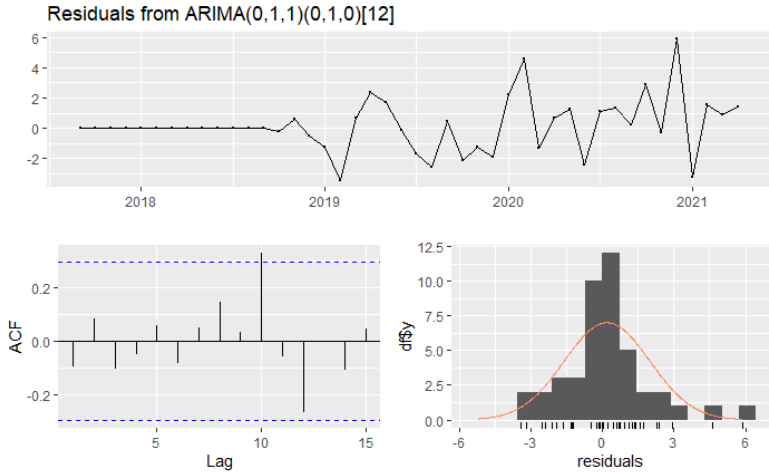
$H_1$ : ada autokorelasi residual

Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika p-value < 0,05

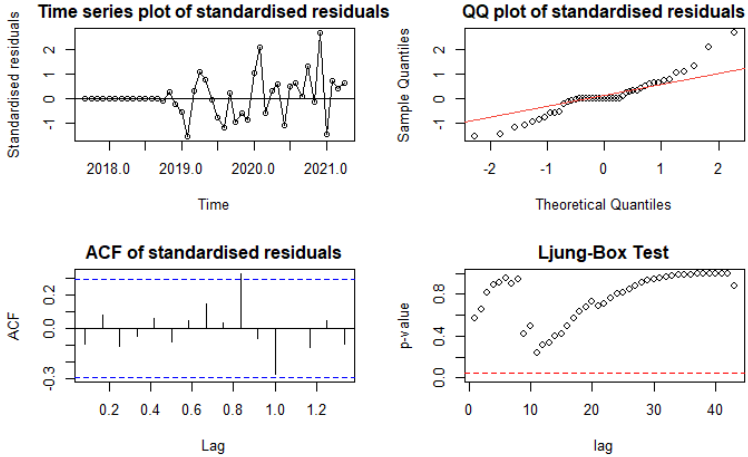
Perhitungan berdasarkan tabel Ljung-Box Test

Dari tabel diperoleh nilai p-value = 0,9101 yang berarti lebih besar dari  $\alpha = 0,05$ , jadi kesimpulannya gagal tolak  $H_0$  maka tidak ada autokorelasi residual.



**Gambar 4. 19 Autokorelasi Ausmi 2**

Dari kedua model tersebut, model ARIMA (0,1,1)(0,1,1)[12] cenderung memberikan nilai AIC yang lebih kecil, namun ada koefisien yang tidak signifikan, oleh karena itu model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12] dipilih sebagai model terbaik walaupun juga masih terdapat signifikansi pada sisaan.



**Gambar 4. 20** Cek diagnostik Ausmi

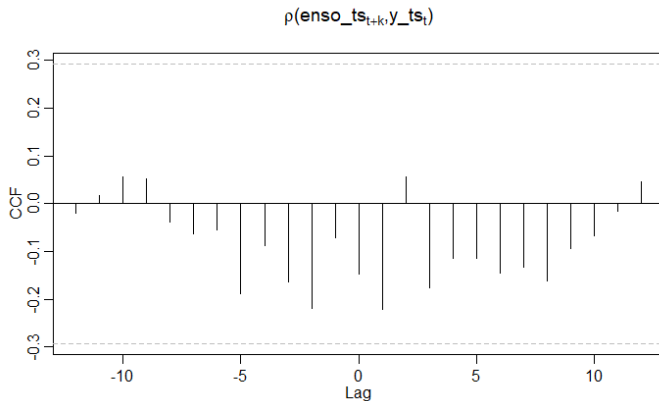
Model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12] dipilih sebagai model terbaik deret input Ausmi

### E. *Prewhitening* dan Korelasi Silang

Tahap selanjutnya adalah melakukan *prewhitening* atas deret *input* dan *output* yang proses *prewhitening*nya mengikuti *input*, serta melakukan korelasi silang atas kedua deret hasil *prewhitening* tersebut. Tujuannya adalah menentukan apakah variabel *input* memiliki pengaruh terhadap variabel *output*.

#### 1. Variabel Y dan Enso

Korelasi silangnya dapat dilihat melalui plot CCF sebagai berikut:

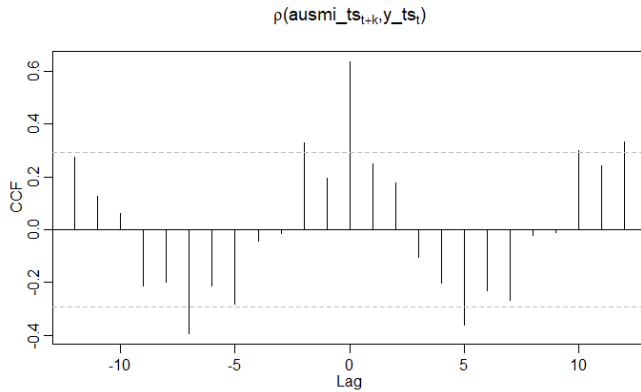


**Gambar 4. 21 Plot CCF y dan Enso**

Dilihat dari korelasi silang yaitu pada bagian lag non negatif, tidak terdapat korelasi silang yang signifikan antara variabel y dan Enso dapat dilihat dari plot CCF tidak ada yang melewati ambang batas. Maka dapat disimpulkan bahwa tidak dapat dibangun model fungsi transfer antara y dan enso.

## 2. Variabel Y dan Ausmi

Plot CCF antara variabel Y dan Ausmi



**Gambar 4. 22 Plot CCF y dan Ausmi**

Dihat dari korelasi silang pada lag non negatif, terdapat korelasi silang yang signifikan antara variabel y dan Ausmi dapat dilihat dari plot CCF yang melewati ambang batas. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa model fungsi transfer antara y dan Ausmi dapat dibangun.

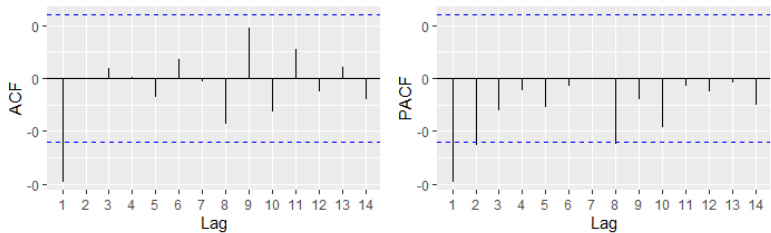
Dari keseluruhan proses CCF, hanya hubungan Ausmi terhadap variabel y yang dapat dikembangkan menjadi model fungsi transfer.

## **F. Model Fungsi Transfer**

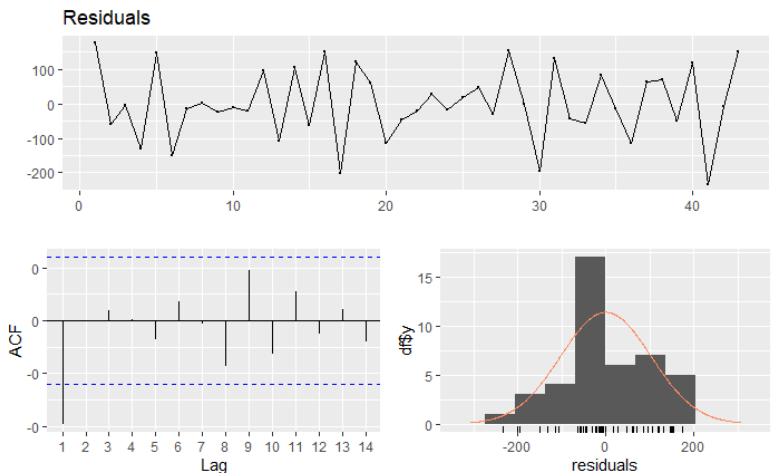
Model fungsi transfer antara y dan Ausmi dapat dibangun dengan cara mengidentifikasi terlebih dahulu

nilai  $b$ ,  $r$ ,  $s$  berdasarkan plot CCF. Merujuk pada jurnal Procedia Environmental Sciences oleh Yulianti Hasanah (2013), berdasarkan plot CCF dugaan order  $b$ ,  $r$ ,  $s$  antara  $y$  dan  $ausmi$  adalah  $b=0$ ,  $s=0$  dan  $r=2$  (karena bentuk wave)

Identifikasi fungsi transfer awal perlu dilakukan untuk mengetahui deret sisaan dari fungsi transfer



**Gambar 4. 23 Plot ACF dan PACF deret sisaan**



**Gambar 4. 24 Autokorelasi Deret sisaan**

Dari plot di atas, dapat dilihat bahwa sisaan masih signifikan. oleh karena itu perlu dimodelkan ARIMA dari sisaan tersebut. Apabila melihat plot ACF kemungkinan modelnya adalah ARIMA (0,0,1). Untuk memodelkannya, kita menggunakan fungsi `auto.arima` sebagai berikut:

**Tabel 4. 30 ARIMA sisaan**

ARIMA (0,0,1) with zero mean		
Coefficients:		
	ma1	
	-1	
s.e.	0	
AIC=503	AICc=503	BIC=506

Dari Tabel 4.30 diperoleh usulan order ARIMA sisaan yaitu (0,0,1) dengan nilai AIC = 503

**Tabel 4. 31 z test deret sisaan**

z test of coefficients:				
	Estimate	Std.Error	z value	Pr (>z)
ma1	-0,790	0,129	-6,14	8,1e-10

Estimasi parameter dapat diuji dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : Estimasi parameter tidak signifikan

$H_1$  : Estimasi parameter signifikan dalam



Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Kriteria keputusan tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha = 0,05$

Dari Tabel 4.31 diperoleh hasil  $ma_1 = -0,790$  dengan p-valuenya  $8,1e-10 < \alpha = 0,05$  jadi dapat ditarik kesimpulan bahwa  $H_0$  ditolak yang berarti parameternya signifikan dalam model

Terkonfirmasi oleh auto.arima model ARIMA Nt yang terbentuk adalah ARIMA (0,0,1).

Langkah selanjutnya adalah kita menggabungkan antara fungsi transfer awal dengan ARIMA Nt sebagai berikut:

$$Y_t = \frac{1-0,95B}{9,1-5,2B-7,7B^2} x_t + \frac{1}{1-0,91B} a_t$$

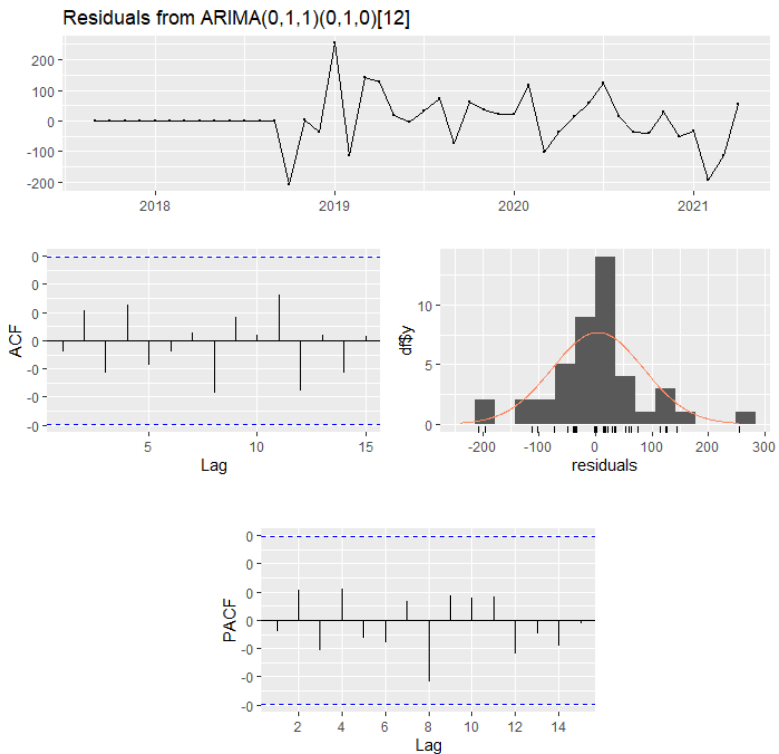
Selanjutnya adalah pengujian data testing untuk mengetahui keakuratan model

	Forecast	RMSE
Mei 21	172,97	114,50
Jun 21	174,35	120,64
Jul 21	158,04	120,89
Aug 21	149,53	124,26

Model fungsi transfer yang dibentuk kemudian kita lakukan uji diagnostik sebagai berikut:

**Tabel 4. 32 Ljung-Box test model**

Ljung-Box test		
data: Residuals from ARIMA (0,1,1)(0,1,0)[12]		
Q* = 5	df = 7	p-value = 0,7



**Gambar 4. 25 Cek Autokorelasi sisaan**

Hasilnya menunjukkan bahwa tidak terjadi autokorelasi sisaan pada model. Termasuk ACF dan PACF sisaan model tidak signifikan.

Jadi model fungsi transfer yang diperoleh merupakan model terbaik dan dapat digunakan untuk peramalan

### G. Peramalan Curah Hujan

Peramalan curah hujan untuk bulan Januari sampai dengan Desember tahun 2022 dengan model fungsi transfer yang telah ditentukan yaitu:

**Tabel 4. 33 Peramalan Curah Hujan**

Periode	Forecast	RMSE
Jan-22	113	136
Feb-22	107	137
Mar-22	101	139
Apr-22	96	140
May-22	91	141
Jun-22	86	142
Jul-22	81	143
Aug-22	77	144
Sep-22	73	144
Oct-22	69	145
Nov-22	65	145

Dec-22	62	146
--------	----	-----

Dari tabel diatas diperoleh bahwa peramalan curah hujan di Kabupaten Pati semakin mendekati akhir tahun curah hujannya semakin rendah.

Dengan menggunakan model fungsi transfer tunggal yang terbentuk, dapat diramalkan bahwa untuk curah hujan di tahun 2022 mendatang diperoleh hasil bahwa puncak curah hujan terjadi pada bulan Januari tahun 2022 yaitu sebesar 113 mm, semakin mendekati akhir tahun curah hujan semakin berkurang dan curah hujan terendah terjadi pada bulan desember tahun 2022 yaitu 62 mm. hal tersebut berkaitan dengan data curah hujan yang digunakan yaitu sebagian besar dari datanya menunjukkan bahwa adanya penurunan data disetiap bulannya meskipun ada beberapa yang naik.

## **BAB V**

### **KESIMPULAN**

#### **A. KESIMPULAN**

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan mengenai model fungsi transfer dalam meramalkan curah hujan di Kabupaten Pati maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Analisis yang dilakukan yaitu menggunakan data curah hujan dengan variabel prediktor Enso dan Ausmi, namun setelah dilakukan pengujian ternyata tidak dapat dibentuk model fungsi transfer antara deret output dan input Enso, oleh karena itu hanya variabel curah hujan dan Ausmi saja yang dapat terbentuk model. Model fungsi transfer yang terbentuk adalah

$$Y_t = \frac{1-0,95B}{9,1-5,2B-7,7B^2} x_t + \frac{1}{1-0,91B} a_t$$

2. Dengan menggunakan model fungsi transfer tunggal yang terbentuk, dapat diramalkan bahwa untuk curah hujan di tahun 2022 mendatang diperoleh hasil bahwa semakin mendekati akhir tahun curah hujan semakin berkurang. Puncak curah hujan terjadi pada awal tahun yaitu 113 mm,

dan curah hujan terendah terjadi pada bulan desember tahun 2022 yaitu 62 mm.

## **B. Saran**

Pengujian data deret berkala dengan model fungsi transfer hal yang perlu diperhatikan adalah dalam pemilihan model ARIMA terbaik di setiap deret, karena hal itu juga digunakan untuk menentukan nilai  $b$ ,  $r$  dan  $s$  dalam model fungsi transfer.

## DAFTAR PUSTAKA

- Arther Molle, Ben, dkk. 2020. Analisis Anomali Pola Curah Hujan Bulanan Tahun 2019 Terhadap Normal Curah Hujan (30 tahun) di Kota Manado dan Sekitarnya. *Jurnal Meteorologi Klatologi dan Geofisika*, vol.7, no.1
- Enso. Tersedia di [https://origin.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis\\_monitoring/ensostuff/ONI\\_v5.php](https://origin.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ensostuff/ONI_v5.php) [diakses 28-07-2020]
- Fathurahman. M. 2009. Pemodelan Fungsi Transfer Multi Input. *Jurnal informatika mulawarman*, vol.4, no.2, hal.8
- Febriansyah, F. U dan Abadyo. 2013. *Analisis Deret Berkala Multivariat dengan Menggunakan Model Fungsi Transfer*. Malang: Universitas Negeri Malang
- Hasanah, Y., Herlina, M., & Zaikarina, H. (2013). Flood Prediction using Transfer Function Model of Rainfall and Water Discharge Approach in Katulampa Dam. *Procedia Environmental Sciences*, 17, 317–326. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2013.02.044>
- Kabupaten Pati. Tersedia di [https://id.wikipedia.org/wiki/Kabupaten\\_Pati](https://id.wikipedia.org/wiki/Kabupaten_Pati) [diakses 01-08-2021]
- Makridakis, S, Wheel Wright Steven C, dan Victor, E. M. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi ke-2. Jakarta
- Mailisa Putri, Darvi. 2019. Estimasi Model Terbaik Untuk Peramalan Harga Saham PT. Polychem Indonesia Tbk.

Dengan Arima. *Jurnal Mathematics and Applications*. Vol. 1, No.2

Nanlohy, Yonlib. Dkk. 2019. Model Fungsi Transfer Multi Input untuk Peramalan curah hujan di Kota Surabaya. *Jurnal of Statistics and Its Applications*. Vol. 1 No. 2. Ambon: Universitas Pattimura

Nurfaizah, Andayani. Dkk. 2013. Pemodelan Fungsi Transfer untuk meramalkancurah hujan di Kota Semarang. *Jurnal Statistika*. Vol. 1 No. 2. Semarang: Universitas Muhammadiyah Semarang

Pabalik, Intan, dkk. 2015. Analisis Fenomena Perubahan Iklim dan Karakteristik Curah Hujan Ekstrim di Kota Makassar. *Jurnal Sains dan Pendidikan Fisika (JSPF)*. Jilid 11. no. 1

Prahesti, Danica Dwi. 2016. Peramalan Curah Hujan Kota Bandung Menggunakan Model Fungsi Transfer Multivariat Pada Deret Berkala Musiman. *Jurnal EurekaMatika*. Vol.4. No.1. Universitas Pendidikan Indonesia

Purnama, Priska Arindya.dkk. 2017. *Modelling Multi Input Transfer for Rainfall Forecasting in Batu City*. Vol. 5 No. 1, 29-35. Malang

Rusyana, Asep. 2019. *Forecasting Rainfall using Transfer Function in Aceh Province, Indonesia*. *Jurnal Applied Mathematical sciences*. Vol. 13 No. 6, 299-307. Aceh

Spiegel. M. R. 1994. *Statistika Edisi Kedua*. Jakarta. Erlangga



- SST (*Sea Surface Temperature*). Tersedia di <https://www.bmkg.go.id/iklim/informasi-suhu-muka-laut.bmkg> [diakses 28-07-2020]
- Sugianto. (2013). Pengembangan Paket R Untuk Analisis Deret Waktu Dengan Tampilan *User Friendly* Bagi Praktisi Statistik. Institut Pertanian Bogor.
- Supranto. 2000. *Statistik Edisi Keenam*. Jakarta. Erlangga
- Surahmat, Indar. 2016. Analysis og Cellular Traffic Homogeneity in A Specific Area using Statistical Test. *Jurnal Ilmian Semesta Teknika*. Vol. 19, No.2, 106-112
- Tri Utomo, Agung, dkk. Pengembangan Paket R untuk Analisis *Time Series* Dengan *Graphical User Interface (GUI)*.
- Usmadi. 2020. Pengujian Persyaratan Analisis (Uji Homogenitas dan Uji Normalitas). *Jurnal Inovasi Pendidikan*. Vol.7, No.1
- Wei, W.S William. 1990. *Univariate and Multivariate Methods*. California. Addison Wesley Publishing Company
- Wei, W. 2006. *Times Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. Canada: Addison Wesley Publishing Company

## LAMPIRAN

Lampiran 1:

### Script Import Library dan data

```
#Import library
```

```
pacman::p_load(tseries, forecast, MTS, tfarima, TSA, testcorr,  
astsa, FitAR, xts, dygraphs, tidyverse, lubridate, ggplot2,  
dplyr, formattable, DiagrammeR, readxl, psd, bestNormalize)
```

```
#import data
```

```
data <- read_excel("DATA TF FINAL.xlsx", col_types =  
c("date", "numeric", "numeric", "numeric", "numeric"))
```

### Visualisasi Data Input

```
don_hujan <- xts(x = data$y, order.by = data$date)
```

```
dy_don_hujan <- dygraph(don_hujan) %>%
```

```
dyOptions(labelsUTC = TRUE, fillGraph=TRUE, fillAlpha=0.1,  
drawGrid = FALSE, colors="mediumspringgreen") %>%
```

```
dyRangeSelector() %>%
```

```
dyCrosshair(direction = "vertical") %>%
```

```
dyHighlight(highlightCircleSize = 5,
```

```
highlightSeriesBackgroundAlpha = 0.2,
```

```
hideOnMouseOut = FALSE) %>%
```

```
dyRoller(rollPeriod = 1)
```

```
dy_don_hujan
```

### Visualisasi Data Enso

#2 visualisasi data ENSO

```
don_enso <- xts(x = data$enso, order.by = data$date)
dy_don_enso <- dygraph(don_enso) %>%
  dyOptions(labelsUTC = TRUE, fillGraph=TRUE, fillAlpha=0.1,
            drawGrid = FALSE, colors="mediumspringgreen") %>%
  dyRangeSelector() %>%
  dyCrosshair(direction = "vertical") %>%
  dyHighlight(highlightCircleSize = 5,
             highlightSeriesBackgroundAlpha = 0.2,
             hideOnMouseOut = FALSE) %>%
  dyRoller(rollPeriod = 1)
dy_don_enso
```

### **Visualisasi Data Ausmi**

#3 visualisasi data AUSMI

```
don_ausmi <- xts(x = data$ausmi, order.by = data$date)
dy_don_ausmi <- dygraph(don_ausmi) %>%
  dyOptions(labelsUTC = TRUE, fillGraph=TRUE, fillAlpha=0.1,
            drawGrid = FALSE, colors="mediumspringgreen") %>%
  dyRangeSelector() %>%
  dyCrosshair(direction = "vertical") %>%
  dyHighlight(highlightCircleSize = 5,
             highlightSeriesBackgroundAlpha = 0.2,
             hideOnMouseOut = FALSE) %>%
```

```
dyRoller(rollPeriod = 1)
dy_don_ausmi
```

### **Uji Homogenitas**

```
# Uji Homogenitas Ragam
fligner.test(data$y, data$year, data = data)
fligner.test(data$enso, data$year, data = data)
fligner.test(data$ausmi, data$year, data = data)
```

### **Transformasi Data Enso**

```
#Transformasi Enso dengan pendekatan Yeojohnson
options(warn = -1)
enso_transform <- yeojohnson(data$enso)
df.enso <- data.frame(enso_transform$x.t)
data <- cbind(data, df.enso)
names(data)[names(data) == 'enso_transform.x.t'] <-
'enso_trans'
fligner.test(data$enso_trans, data$year, data = data)
```

### **Split Data**

```
#Split data
training <- data.frame(data[1:44,])
testing <- data.frame(data[45:48,])
```

### **Mengubah Variabel Menjadi *Time Series***

```
#Mengubah variabel menjadi `ts` object
y_ts <- ts(training[,2], frequency=12, start=c(2017, 9))
enso_ts <- ts(training[,6], frequency=12, start=c(2017, 9))
ausmi_ts <- ts(training[,4], frequency=12, start=c(2017, 9))
```

### **Uji Stasioneritas**

```
adf.test(y_ts)
adf.test(enso_ts)
adf.test(ausmi_ts)
```

### **Fungsi Pemodelan Arima**

```
analisis_sisa <- function(model, std = TRUE){
  if (std == TRUE){
    res.model = rstandard(model)
  }else{
    res.model = residuals(model)
  }
  par(mfrow=c(2,2))
  plot(res.model,type='o',ylab='Standardised residuals',
main="Time series plot of standardised residuals")
}
```

```

abline(h=0)

qqnorm(res.model,main="QQ plot of standardised
residuals")

qqline(res.model, col = 2)

acf(res.model,main="ACF of standardised residuals")

k=0

LBQPlot(res.model, lag.max = length(model$residuals)-1 ,
StartLag = k + 1, k = 0, SquaredQ = FALSE)

par(mfrow=c(1,1))
}

```

### **Pengujian Data Curah Hujan**

```

#Plot Variabel y
Acf(y_ts, lag.max = 24)
Pacf(y_ts, lag.max = 24)

#diferensiasi musiman dan tes stasioneritas
y_ts %>% diff(lag=12) %>% ggtsdisplay()
y_ts %>% diff(lag=12) %>% adf.test()

#differencing pertama y
y_ts %>% diff(lag=12) %>% diff() %>% ggtsdisplay(lag.max =
24)

```

```
y_ts %>% diff(lag=12) %>% diff() %>% adf.test()
```

```
#pengujian kandidat arima (0,1,1)(0,1,0)[12]
```

```
y_ts %>% Arima(order=c(0,1,1), seasonal=c(0,1,0)) %>%  
residuals() %>% ggtsdisplay()
```

```
y_ts %>% Arima(order=c(0,1,1), seasonal=c(0,1,0)) %>%  
lmtest::coefstest()
```

```
y_ts %>% Arima(order=c(0,1,1), seasonal=c(0,1,0))
```

```
y_ts %>% Arima(order=c(0,1,1), seasonal=c(0,1,0)) %>%  
checkresiduals()
```

```
#pengujian kandidat arima (1,1,0)(0,1,1)[12]
```

```
y_ts %>% Arima(order=c(1,1,0), seasonal=c(0,1,0)) %>%  
residuals() %>% ggtsdisplay()
```

```
y_ts %>% Arima(order=c(1,1,0), seasonal=c(0,1,0)) %>%  
lmtest::coefstest()
```

```
y_ts %>% Arima(order=c(1,1,0), seasonal=c(0,1,0))
```

```
y_ts %>% Arima(order=c(1,1,0), seasonal=c(0,1,0)) %>%  
checkresiduals()
```

```
# simpan model arima dan visualisasi sisaan lain
```

```
options(warn = -2)
```

```
arima_y <- y_ts %>% Arima(order=c(0,1,1),  
seasonal=c(0,1,0))
```

analisis\_sisa (arima\_y)

### **Pengujian Data Enso**

```
#plot Variabel input enso
```

```
Acf(enso_ts)
```

```
Pacf(enso_ts)
```

```
#diferensiasi tes stasioneritas
```

```
enso_ts %>% diff() %>% ggtsdisplay()
```

```
enso_ts %>% diff() %>% adf.test()
```

```
enso_ts %>% diff() %>% diff() %>% ggtsdisplay()
```

```
enso_ts %>% diff() %>% diff() %>% adf.test()
```

```
#auto.arima Enso
```

```
enso_ts %>% auto.arima(d = 2, stationary = F)
```

```
enso_ts %>% auto.arima(d = 2, stationary = F) %>%  
lmttest::coefstest()
```

```
enso_ts %>% auto.arima(d = 2, stationary = F) %>%  
checkresiduals()
```

```
enso_ts %>% Arima(order=c(2,2,1))
```

```
#arima enso model terbaik
```



```
options(warn = -1)
arima_enso <- enso_ts %>% auto.arima(d = 2, stationary = F)
analisis_sisa(arima_enso)
```

### **Pengujian Data Ausmi**

```
#plot Variabel input ausmi
```

```
Acf(ausmi_ts)
```

```
Pacf(ausmi_ts)
```

```
#Fungsi auto.arima untuk data Ausmi
```

```
ausmi_ts %>% auto.arima(stationary = F)
```

```
ausmi_ts %>% auto.arima(stationary = F) %>%  
lmtest::coefstest()
```

```
ausmi_ts %>% auto.arima(stationary = F) %>%  
checkresiduals()
```

```
#arima (0,1,1)(0,1,0)[12] dengan fungsi:
```

```
ausmi_ts %>% Arima(order=c(0,1,1), seasonal=c(0,1,0))  
%>% residuals() %>% ggtsdisplay()
```

```
ausmi_ts %>% Arima(order=c(0,1,1), seasonal=c(0,1,0))  
%>% lmtest::coefstest()
```

```
ausmi_ts %>% Arima(order=c(0,1,1), seasonal=c(0,1,0))
```

```
ausmi_ts %>% Arima(order=c(0,1,1), seasonal=c(0,1,0))  
%>% checkresiduals()
```

```
#model terbaik arima
```

```
options(warn = -2)
```

```
arima_ausmi <- ausmi_ts %>% Arima(order=c(0,1,1),  
seasonal=c(0,1,0))
```

```
analisis_sisa(arima_ausmi)
```

### **Prewhitening dan Korelasi Silang**

```
#Antara variabel y dan enso
```

```
umx_enso <- um(enso_ts, ar = 0, ma = 1)
```

```
umy_enso <- fit(umx_enso, y_ts)
```

```
pccf(enso_ts, y_ts, um.x = umx_enso, um.y = umy_enso, lag.max  
= 12)
```

```
#Antara variabel y dan ausmi
```

```
umx_ausmi <- um(ausmi_ts, ar = 0, ma = 1)
```

```
umy_ausmi <- fit(umx_ausmi, y_ts)
```

```
pccf(ausmi_ts, y_ts, um.x = umx_ausmi, um.y = umy_ausmi,  
lag.max = 12)
```

### **Identifikasi fungsi transfer awal**

```

options(warn = -1)

pre_tf <- tfm1(y_ts, ausmi_ts, orderN = c(0,1,0), orderX =
c(2,0,0))

pre_tf$residuals %>% ggtsdisplay()

pre_tf$residuals %>% checkresiduals()

#model sisaan

arima_Nt <- pre_tf$residuals %>% auto.arima()

arima_Nt

lmtest::coefptest(arima_Nt)

menggabungkan antara fungsi transfer awal dengan arima Nt
sebagai berikut:

options(warn = -2)

options(digits = 0)

tf_ausmi <- tfest(y_ts, ausmi_ts, um.x = umx_ausmi,
                um.y = umy)

noise_um <- um(pre_tf$residuals)

tfmy <- tfarima::tfm(y_ts,
                    inputs = tf_ausmi, noise = noise_um)

```

## **Persamaan Matematis dari Model Fungsi Transfer**

```

options(warn = -1)
printLagpol(tfmy$inputs[[1]] $theta)
printLagpol(tfmy$inputs[[1]] $phi)
printLagpol(tfmy1$noise[[1]] $phi)
printLagpol(tfmy1$noise$ phi)

```

### **Uji Diagnostik**

Model fungsi transfer yang dibentuk kemudian kita lakukan uji diagnostik sebagai berikut:

```

ausmi.validate <- data[,4]
tf<-stats::filter(ausmi.validate, -1, method='convolution',
side=1)

forecast.arima <- arima(y_ts,order=c(0,1,1),
season=list(order=c(0,1,0), period=12), xreg=tf[1:(length(tf)-
4)])

forecast.arima %>% checkresiduals()
forecast.arima$residuals %>% ggtsdisplay()

```

### **Peramalan Curah Hujan**

```

#forecast menurut fungsi
predict(tfmy, n.ehead = 20)

```



## DAFTAR RIWAYAT HIDUP

### A. Identitas Diri

Nama Lengkap : Diah Sindi Ayunda  
Tempat Tanggal Lahir : Demak, 28 Januari 2000  
Alamat Rumah : Ds. Trengguli rt.05/ rw. 03  
Kec. Wonosalam, Kab.  
Demak  
No. HP : 0895110015454  
E-mail : [diahsindi14@gmail.com](mailto:diahsindi14@gmail.com)

### B. Riwayat Pendidikan

1. SD N 1 Trengguli 2011
2. MTs Al-Irsyad Gajah 2014
3. SMA N 1 Demak 2017

Semarang 22 Desember 2021



Diah Sindi Ayunda

NIM. 1708046013