PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KEBERANGKATAN BUS DI TERMINAL PURABAYA MENGGUNAKAN METODE SARIMA (*SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*)

SKRIPSI

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Disusun Oleh

DWI FITRI KURNIA WATI

H72216026

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA

2020

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama	:	DWI FITRI KURNIA WATI
NIM	:	H72216026
Program Studi	:	Matematika
Angkatan	:	2016

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul " PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KEBERANGKATAN BUS DI TERMINAL PURABAYA MENGGUNAKAN METODE SARIMA (*SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*) ". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 9 Maret 2020

Yang menyatakan,

METERAI TEMPEL

D862AAFF737098592

6000

ENAM RIBU RUPIAH

DWI FITRI KURNIA WATI

NIM. H72216026

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama	:	DWI FITRI KURNIA WATI
NIM	:	H72216026
JudulSkripsi	:	PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KEBERANGKATAN BUS DI TERMINAL PURABAYA MENGGUNAKAN METODE SARIMA(SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE)

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, 9 Maret 2020

Pembimbing

Aris Fanani,M.Kom
NIP. 198701272014031002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama : DWI FITRI KURNIAWATI
NIM : H72216026
Judul Skripsi : PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KEBERANGKATAN BUS DI TERMINAL PURABAYA MENGGUNAKAN METODE SARIMA (SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE)

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji
Pada tanggal 24 April 2020

Mengesahkan,
Tim Penguji

Penguji 1

Aris Fanani,M.Kom
NIP. 198701272014031002

Penguji 2

Dr.Moh.Hafiyusholeh,M.Si, M.PMat
NIP.198002042014031001

Penguji 3

Yuniar Farida,M.T
NIP.197905272014032002

Penguji 4

Putroue Keumala Intan, M.Si
NIP.198805282018012001

Mengetahui,
Plt. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya

Dr. Evi Fatimatur Rusydiyah, M.Ag
NIP.197312272005012003

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN
Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : DWI FITRI KURNIA WATI
NIM : H72216026
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA
E-mail address : dwif711@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :
■ Sekripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain-lain (……)
yang berjudul :
PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KEBERANGKATAN BUS DI TERMINAL PURABAYA MENGGUNAKAN METODE SARIMA (*AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*)

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara ***fulltext*** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 15 September 2020

Penulis

(DWI FITRI KURNIA WATI)

ABSTRAK

PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KEBERANGKATAN BUS DI TERMINAL PURABAYA MENGGUNAKAN METODE SARIMA (*SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*)

Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui jumlah penumpang keberangkatan di terminal bus Purabaya Surabaya menggunakan Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) yang merupakan pengembangan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) dengan menambahkan pengaruh musiman (*Seasonal*). Data jumlah penumpang keberangkatan di terminal bus Purabaya merupakan data dengan pola musiman. Data yang didapatkan merupakan data yang diperoleh dari Dinas Perhubungan Terminal Bus Purabaya periode bulan Januari 2015 hingga bulan Desember 2019 dengan data bus AKAP (antar kota antar provinsi) dan bus AKDP (antar kota dalam provinsi). Model terbaik yang diperoleh untuk data penumpang AKAP yaitu $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ dengan hasil MAPE 5,50%. Dengan data peramalan diperoleh bahwa data penumpang keberangkatan pada tahun 2020 tertinggi pada bulan Desember sebanyak 334.194 penumpang dan hasil peramalan terendah pada bulan November sebanyak 238.409 penumpang. Model terbaik untuk data penumpang AKDP yaitu $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ dengan hasil MAPE 5,46%. Dari data peramalan tahun 2020 diperoleh bahwa banyak penumpang keberangkatan tertinggi pada bulan Desember sebanyak 826.947 penumpang dan hasil peramalan terendah pada bulan februari sebanyak 608.433 penumpang.

Kata kunci: SARIMA, Peramalan, Jumlah Penumpang.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ABSTRACT

Forecasting The Number Of Passengers Departing Bus At The Surabaya Terminal Using The SARIMA (*SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*) Method

This research was conducted to determine the number of departing passengers at Purabaya Surabaya bus terminal using the SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* method) which is the development of the ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) method by adding a seasonal effect (*Seasonal*). Data on the number of departing passengers at Purabaya bus terminal is data with a seasonal pattern. The data use are data obtained from the Purabaya Bus Terminal Transportation Department for the period of January 2015 to December 2019 with the AKAP bus data (between cities between provinces) and AKDP buses (between cities within the province). The best model obtained for AKAP passenger data is $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ with a MAPE result of 5,50%. With forecasting data obtained that the highest passenger departure data in 2020 was 334.194 passengers in December and the lowest forecasting results in November were 238.409 passengers. The best model for AKDP passenger data is $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ with a MAPE result of 5,46 %. From the forecasting data for 2020 it was found that many passengers had the highest departure in December at 826.947 passengers and the lowest forecasting result in February was 608.433 passengers.

Keywords: SARIMA, *Forecasting*, *Total passenger*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL i
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING ii
PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN iv
MOTTO v
HALAMAN PERSEMBAHAN vi
KATA PENGANTAR vii
DAFTAR ISI ix
DAFTAR TABEL xii
DAFTAR TABEL xiv
ABSTRAK xvi
ABSTRACT xvii
I PENDAHULUAN 1
1.1. Latar Belakang Masalah 1
1.2. Rumusan Masalah 5
1.3. Tujuan Penelitian 6
1.4. Manfaat Penelitian 6
1.5. Batasan Masalah 7
1.6. Sistematika Penulisan 7
II TINJAUAN PUSTAKA 9
2.1. Transportasi 9
2.1.1. Sarana Transportasi Darat 10
2.1.2. Penumpang 11
2.2. Terminal Purabaya Surabaya 11
2.3. Data Runtun Waktu 13
2.4. Pola Data 13
2.5. *Stasioner* 16

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.6. ACF (*Autocorrelation Function*) 19
2.7. PACF (*Partial Autocorrelation Function*) 20
2.8. Identifikasi Model 21
2.9. *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) . . 22
2.10. Model SARIMA 25
2.11. Uji Parameter 26
2.12. Uji Diagnostik 27
2.13. Nilai Akurasi Peramalan 28
III METODE PENELITIAN 30
3.1. Jenis Penelitian 30
3.2. Sumber Data Penelitian 30
3.3. Variabel Penelitian 30
3.4. Jenis Data 31
3.5. Prosedur Metode Penelitian 31
3.6. Prosedur Penelitian 33
IV HASIL DAN PEMBAHASAN 35
4.1. Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan AKAP 35
4.1.1. Uji Stasioner 38
4.1.2. Identifikasi Model 44
4.1.3. Uji Parameter 45
4.1.4. Uji Residual 52
4.1.5. Model Terbaik 60
4.1.6. Kesalahan (*Error*) 61
4.1.7. Peramalan 63
4.2. Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Bus AKDP 65
4.2.1. Uji Stasioner 68
4.2.2. Identifikasi Model 74
4.2.3. Uji Parameter 75
4.2.4. Uji Residual 82
4.2.5. Model Terbaik 85

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.2.6. Kesalahan (*Error*) 86
4.2.7. Peramalan 88
V PENUTUP 91
5.1. Simpulan 91
5.2. Saran 92
DAFTAR PUSTAKA 93
A Hasil Transformasi Dan *Differencing* Data AKAP 97
B Hasil Autocorrelation Function Data AKAP 100
C Hasil Partial Autocorrelation Function Data AKAP 103
D Hasil Model SARIMA Bus AKAP 106
E Hasil MAPE ARIMA Data AKAP 109
F Hasil Transformasi Dan *Differencing* Data AKDP 111
G Hasil Autocorrelation Function Data AKDP 114
H Hasil Partial Autocorrelation Function Data AKDP 117
I Hasil Model SARIMA Bus AKDP 120

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR TABEL

2.1 Nilai Tabel λ dan transformasinya 18

2.2 Pola Plot ACF dan PACF 21

2.3 Nilai MAPE 29

4.1 Jumlah Penumpang Keberangkatan AKAP 35

4.2 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ 45

4.3 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ 47

4.4 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$ 48

4.5 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$ 49

4.6 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,0)^{12}$ 51

4.7 Pengujian Residu *White Noise* Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$. 53

4.8 Pengujian Residu *White Noise* Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$. 54

4.9 Pengujian Residu *White Noise* Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$. 55

4.10 Pengujian Residu *White Noise* Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$. 57

4.11 Pengujian Residu *White Noise* Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$. 58

4.12 Pengujian Pada Setiap Model ARIMA 60

4.13 Menghitung Kesalahan Menggunakan MAPE Pada Tahun 2019 . . . 61

4.14 Pengujian Hasil MAPE Pada Model SARIMA 63

4.15 Peramalan Hasil Dari Model ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ Untuk Tahun 2020 63

4.16 Jumlah Penumpang Keberangkatan AKDP 65

4.17 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ 75

4.18 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$ 76

4.19 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(1,1,1)(1,1,1)^{12}$ 78

4.20 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^{12}$ 79

4.21 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ 80

4.22 Pengujian Ljung-Box Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ 82

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.23 Pengujian Ljung-Box Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$ 84
4.24 Pengujian Pada Model SARIMA 86
4.25 Menghitung Kesalahan Menggunakan MAPE Pada Tahun 2019 . . . 86
4.26 Peramalan Hasil Dari Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ Untuk Tahun 2020 88

1.1 Hasil Stasioner Terhadap Data AKAP 97

2.1 Nilai ACF Data AKAP 100

3.1 Nilai PACF Data AKAP 103

5.1 Menghitung Kesalahan Menggunakan MAPE Pada Tahun 2019 . . . 109
5.2 Menghitung Kesalahan Menggunakan MAPE Pada Tahun 2019 . . . 110

6.1 Hasil Stasioner Terhadap Data AKDP 111

7.1 Nilai ACF Data AKDP 114

8.1 Nilai PACF Data AKDP 117

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR GAMBAR

2.1 Pola Data Tren 14
2.2 Pola Musiman atau Seasonal 14
2.3 Pola Siklus 15
2.4 Pola Data Acak 16

3.1 Flowchart Tahapan Penelitian 32

4.1 Plot Time Series Data Penumpang AKAP 37
4.2 ACF Data Asli 38
4.3 Box-Cox Transformation Data Asli 39
4.4 Hasil Proses Box-Cox Transformation Terhadap Data Asli 39
4.5 ACF Data Penumpang AKAP *differencing* Non Musiman 41
4.6 PACF Data Penumpang AKAP *differencing* Non Musiman 41
4.7 ACF Data Penumpang AKAP setelah *differencing* Musiman 42
4.8 PACF Data Penumpang AKAP setelah *differencing* Musiman 43
4.9 Plot Data Asli dan Data Peramalan 64
4.10 Plot *Times Series* Data Penumpang AKDP 66
4.11 Plot ACF Data Penumpang AKDP 67
4.12 Plot Box-Cox Transformation Penumpang AKDP 68
4.13 Plot Setelah Box-Cox Transformation Penumpang AKDP 69
4.14 Plot ACF Penumpang AKDP *Differencing* Non Musiman 70
4.15 Plot PACF Penumpang AKDP *Differencing* Non Musiman 70
4.16 Plot ACF Penumpang AKDP *Differencing* Musiman 72
4.17 Plot PACF Penumpang AKDP*Differencing* Musiman 72
4.18 Plot Data Asli Dan Data Peramalan 89

4.1 Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ 106
4.2 Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ 106

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.3 Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$ 107
4.4 Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$ 107
4.5 Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ 108

9.1 Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ 120
9.2 Model SARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^{12}$ 120
9.3 Model SARIMA $(1,1,1)(1,1,1)^{12}$ 121
9.4 Model SARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^{12}$ 121
9.5 Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ 122

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Transportasi merupakan pemindahan barang maupun manusia dengan cara menggunakan alat yang digerakkan manusia ataupun mesin, sehingga dapat mempermudah manusia melakukan aktivitasnya berfungsi untuk membawa sesuatu dari satu tempat ke tempat lainnya. Alat transportasi pada awalnya memiliki waktu tempuh dalam perjalanan yang lama sehingga pada zaman modern ini banyak muncul alat transportasi yang efesien dan lebih cepat dalam melakukan perjalanan ke tempat tujuan sehingga dapat meminimalkan waktu yang tempuh alat transportasi tersebut. Transportasi merupakan komponen penting dalam menggerakan perekonomian suatu daerah dan perkembangan daerah tersebut untuk kemudahan atau keefektifan suatu kawasan untuk diakses oleh pihak dari luar kawasan tersebut secara tidak langsung maupun langsung(Ardiansyah , 2015). Dalam QS. Al Zukhruf/ 43: Ayat 12 Allah S.W.T. berfirman:

وَٱلَّذِى خَلَقَ ٱلْأَزْوَٰجَ كُلَّهَا وَجَعَلَ لَكُم مِّنَ ٱلْفُلْكِ وَٱلْأَنْعَٰمِ مَا
تَرْكَبُونَ ١٢

Terjemahan: ”Dan Yang menciptakan semua yang berpasang-pasangan dan menjadikan untukmu kapal dan binatang ternak yang kamu tunggangi”.

Dalam surah tersebut maka Allah S.W.T. telah menciptakan alat transportasi sejak

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

zaman dahulu dengan contoh transportasi laut menggunakan kapal dan transportasi darat menggunakan hewan ternak yang memiliki kekuatan untuk mengangkut barang atau manusia sebagai contoh keledai atau unta yang sering digunakan dalam kehidupan sehari-hari. Seiring perkembangan jaman maka banyak pula alat transportasi yang dikembangkan oleh manusia sehingga dapat digunakan oleh semua manusia sesuai kebutuhannya dalam melakukan aktivitas sehari-hari.

Alat transportasi memiliki beberapa macam sesuai dengan tempat bergeraknya antara lain yaitu, alat transportasi udara yang bergerak melintasi udara, alat transportasi laut yang tempat bergeraknya air dan alat transportasi darat lintasannya melewati daratan. Alat transportasi yang sering digunakan dalam melakukan aktifitas yaitu alat transportasi darat. Transportasi darat menjadi pilihan untuk masyarakat yang akan berpergian atarkota atau atarprovinsi dikarenakan harga yang terjangkau dan dapat dinaiki di sejumlah tempat terdekat di daerahnya. Alat transportasi umum darat memiliki banyak pilihan yaitu sepeda motor, mobil, kereta api, bus dan lain sebagainya (Durrah, Yulia, Tessa, Asep , 2018). Beberapa transportasi umum ini memiliki cara dalam menjual tiket yaitu secara online (lewat aplikasi) untuk mempermudah pengguna yang berada ditempat yang jauh atau offline (langsung ditempat pembelian tiket) untuk mempermudah pengguna yang ingin langsung berangkat ke tempat tujuan pada saat itu (Durrah, Yulia, Tessa, Asep , 2018).

Fasilitas yang disediakan didalam bus bermacam-macam membuatnya menjadi salah satu alat transportasi yang banyak digunakan sesuai kebutuhan dan kemampuan penumpangnya. Dari harga tiket di tempat penjualan *online* pada Februari 2020 yang dijual untuk tujuan dari Surabaya ke Jakarta dengan tipe bus eksekutif berkisar antara 200-350 ribu rupiah dan bila dibandingkan dengan alat transportasi umum darat lainnya yaitu kereta api dengan tujuan dan tipe yang sama

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

harganya berkisar antara 350-500 ribu rupiah. Perbandingan harga tersebut dapat diketahui jika harga tiket bus lebih terjangkau dari kereta api. Penjualan tiket bus dengan harga yang bervariasi lebih murah menjadi pilihan masyarakat dalam menggunakan alat transportasi bus (Priyambodo, Sugito, Suparti , 2012).

Menurut data yang didapatkan dari Dinas Perhubungan Terminal Purabaya Surabaya pada tahun 2017 untuk jumlah keberangkatan menggunakan bus AKAP dan AKDP sebanyak 11.544.783 penumpang. Jumlah penumpang mengalami kelonjakan paling tinggi terjadi pada bulan Desember sebanyak 1.200.436 penumpang karena bulan tersebut merupakan masa libuan tahun baru. Kemudian menurut Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur, jumlah penumpang Kereta Api yang berangkat dari Surabaya pada tahun 2017 sebanyak 4.588.711 penumpang. Dibandingkan dengan kereta api, maka transportasi bus memiliki jumlah penumpang yang lebih banyak. Penyedia jasa transportasi bus diharapkan dapat memenuhi jumlah bus yang digunakan dengan banyaknya jumlah penumpang yang menaikinya agar memaksimalkan jumlah pendapatannya dan tidak membuat penumpukan penumpang di terminal keberangkatan.

Berdasarkan data yang diperoleh diketahui bahwa jumlah penumpang bus termasuk dalam data runtun waktu, sehingga data yang fluktuatif ini membuat terminal purabaya dapat melakukan prediksi jumlah penumpang yang akan berangkat ke daerah tujuan. Hal ini dapat dilakukan bertujuan untuk mengoptimalkan jumlah angkutan bus yang akan beroperasi dapat menampung banyaknya jumlah penumpang yang akan berangkat. Data yang didapatkan dari Dinas Perhubungan Terminal Purabaya Surabaya Tahun 2015-2019 untuk data keberangkatan penumpang bus AKAP (antar kota antar provinsi) dan AKDP (antar kota dalam provinsi) diketahui jika banyaknya penumpang yang menggunakan alat transportasi bus naik cukup drastis pada saat bulan Desember dikarenakan pada

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

bulan tersebut memiliki hari libur yang lebih panjang dari bulan lainnya sehingga banyak digunakan masyarakat berpergian dan dapat diketahui bahwa data tersebut merupakan berpola musiman. Data jumlah penumpang yang dikumpulkan digunakan untuk mengetahui peningkatan atau penurunan di masa yang akan datang. Peramalan pada umumnya menggunakan data masa lalu yang dianalisa, metode yang dilakukan dalam peramalan jumlah penumpang di terminal Purabaya dapat menggunakan Metode *time series* yaitu Model *Seasonal* ARIMA yang merupakan pengembangan Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) yang diberi faktor musiman untuk mendapatkan hasil data dimasa yang mendatang untuk mengetahui langkah yang dapat diambil selanjutnya oleh penyedia transportasi (Risma , 2016).

Penelitian yang akan dilakukan saat ini berdasarkan oleh penelitian telah dilakukan oleh peneliti sebelumnya. Antara lain, Penelitian yang telah dilakukan oleh Durrah, dkk. (2018) yang berjudul Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat Di Bandara Sultan Iskandar Muda Dengan Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) yang menghasilkan bahwa penumpang pada Tahun 2017 akan mengalami peningkatan dibandingkan dengan Tahun sebelumnya menggunakan model SARIMA terbaik yaitu $(0,1,1)(0,0,1)^{12}$ yang mempunyai tingkat akurasi MAPE sebesar 9,79%.

Penelitian yang dilakukan oleh Lestari dan Wahyuningsih (2012) yang berjudul Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model SARIMA (Studi kasus : Kusuma Agrowisata). Sehingga Hasil analisis menunjukkan bahwa model SARIMA $([2,5],1,1)(1,0,0)^{12}$ adalah model yang terbaik dengan Hasil MAPE 15,93%.

Penelitian yang telah dilaukan oleh Ruhiat dan Effendi (2018) dengan judul Pengaruh Faktor Musiman Pada Pemodelan Deret Waktu Untuk Peramalan Debit

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Sungai Dengan Metode SARIMA. hasil yang didapatkan yaitu model terbaiknya $(2,0,2)(1,0,0)^{12}$ karena selain memiliki parameter yang signifikan dan whitenoise juga memiliki nilai MAPE terkecil. Nilai MAPE yang didapat sebesar 36,9% untuk peramalan 12 bulan kedepan.

Penelitian oleh Maulana, dkk (2019) dengan judul Permodelan Produksi Kopi Indonesia dengan Menggunakan Metode SARIMA. Data yang digunakan didapatkan dari BPS (Badan Pusat Statistik) yaitu produksi kopi di Indonesia dari tahun 2009-2013 yang menghasilkan model yang terbaik yaitu SARIMA $(2,1,0)(1,1,1)^{12}$ dengan nilai *Sum Square Residual* (SSR) sebesar 18,83234.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan diketahui bahwa metode SARIMA cocok untuk digunakan pada data yang bersifat musiman dengan tingkat akurasi yang baik. Pada penelitian ini akan dilakukan peramalan pada objek yang akan diteliti menggunakan data dari jumlah penumpang keberangkatan dari terminal bus Purabaya Surabaya dengan Metode SARIMA tingkat akurasi menggunakan MAPE dengan judul ”PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KEBERANGKATAN BUS DI TERMINAL PURABAYA MENGGUNAKAN METODE SARIMA (*SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*)”

1.2. Rumusan Masalah

1. Bagaimana Model terbaik prediksi jumlah penumpang di terminal purabaya 2020 dengan menggunakan SARIMA *(Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)*?

2. Bagaimana hasil prediksi menggunakan Model SARIMA *(Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)* pada jumlah penumpang di

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

terminal purabaya tahun 2020?

3. Bagaimana hasil akurasi peramalan menggunakan MAPE dengan Model SARIMA *(Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)* jumlah penumpang di terminal purabaya 2020?

1.3. Tujuan Penelitian

1. untuk mendapatkan hasil model SARIMA terbaik dari data penumpang bus.
2. Mengetahui perkiraan jumlah penumpang di terminal bus purabaya pada tahun 2020.
3. Untuk mengetahui berapa besar akurasi yang dihasilkan dari peramalan menggunakan Model SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) pada jumlah penumpang keberangkatan di terminal bus Purabaya.

1.4. Manfaat Penelitian

1. Dapat menambah ilmu pengetahuan tentang perhitungan dalam melakukan peramalan pada jumlah penumpang bus menggunakan Metode SARIMA.
2. Memberikan alternatif bagi pihak Dinas Perhubungan Terminal Bus Purabaya untuk menambah pengetahuan tentang peramalan jumlah penumpang keberangkatan dari terminal bus Purabaya yang akan terjadi di masa mendatang mengunakan Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*).
3. Dapat menambah pengetahuan penulis tentang permasalahan pada banyaknya penumpang yang menggunakan alat transportasi bus dan metode yang digunakannya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4. Dapat menambah wawasan pembaca tentang jumlah penumpang di terminal bus dan metode peramalan terbaik yang digunakan dalam memprediksi jumlah penumpang di terminal bus Purabaya Surabaya.

5. Dapat menambah referensi bagi mahasiswa untuk melakukan penelitian selanjutnya menggunakan metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*).

1.5. Batasan Masalah

1. Penelitian ini mengambil data dari Dinas Perhubungan Terminal Purabaya Surabaya untuk jumlah penumpang keberangkatan dari terminal Purabaya.

2. Penelitian ini mengambil data dari tahun 2015-2019.

3. Data yang digunakan meliputi bus keberangkatan AKAP (antar kota anttar provinsi) dan bus keberangkatan AKDP (antar kota dalam provinsi).

1.6. Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penyusunan Proposal Skripsi sebagai berikut:

1. Bab I

   Ialah bab yang berisi mengenai pendahuluan yang berisi tentang latas belakang yang menjelaskan tentang alasan mengapa penelitian skripsi ini dilakukan, kemudian rumusan masalah yang akan dijawab pada penelitian dan pembahsan skripsi ini, selanjutnya tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini dan manfaat dari penelitian skripsi ini. Bab ini juga menjelaskan tentang batasan masalah untuk mempertegas masalah yang digunakan dalam skripsi serta memuat sistematika penulisan skripsi.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2. Bab II

   Ialah bab yang berisi mengenai tinjauan pustaka yang menjelaskan tentang landasan teori penelitian yang akan dilakukan.

3. Bab III

   Ialah bab yang berisi mengenai jenis penelitian, subjek penelitian, variabel penelitian, jenis data, prosedur metode penelitian dan prosedur penelitian.

4. Bab IV

   Bab ini membahas mengenai hasil dari penelitian yang telah dilakukan serta menjelaskan tentang model SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) dalam melakukan prediksi jumlah penumpang keberangkatan dari terminal bus Purabaya Surabaya.

5. Bab V

   Bab ini berisi tentang kesimpulan yang dirangkum dari hasil peramalan yang telah didapatkan sebelumnya, serta saran yang dapat diberikan kepada peneliti selanjutnya yang ingin mengembangkan penelitian ini.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Transportasi

Transportasi merupakan pemindahan barang atau manusia dengan menggunakan wahana yang digerakkan oleh manusia atau mesin. Transportasi berguna untuk lebih memudahkan manusia dalam melakukan aktivitas. Kata transportasi berasal dari bahasa latin yaitu *transportare*, dimana *trans* berarti seberang atau sebelah lain dan *portare* berarti mengangkut atau membawa, sehingga transportasi adalah membawa sesuatu dari satu tempat ke tempat lain.(Ardiansyah , 2015) Dalam transportasi ada unsur-unsur yang terpenting yaitu manusia yang membutuhakan transportasi tersebut, barang yang diperlukan oleh manusia, kendaraan sebagai sarana transportasi, jalan yang digunakan sebagai prasarana transportasi dan organisasi yang dibentuk untuk mengelolah alat transportasi tersbut (Rukmana, Maghfiroh, Efendi , 2017).

Transportasi terus mengalami perkembangan dan kemajuan baik sarana dan prasaranannya sesuai dengan perkembangan teknologi dan pengetahuan terbaru. Transportasi merupakan komponen penting dalam menggerakan perekonomian suatu daerah dan perkembangan daerah tersebut untuk kemudahan atau keefektifan suatu kawasan untuk diakses oleh pihak dari luar kawasan tersebut secara tidak langsung maupun langsung. Selain itu juga berperan dalam menopang pengembangan aktivitas sektor lain untuk memajukan pembangunan nasional di Indonesia (Ardiansyah , 2015). Transportasi di Indonesia dibagi menjadi tiga

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sebagai berikut:

1. Transportasi Udara

   Transportasi udara meliputi pesawat, helikopter, pesawat jet dan lain sebagainnya. Transportasi ini memiliki jalur yaitu udara atau angkasa.

2. Transportasi Laut

   Transportasi laut meliputi kapal, perahu dan lain sebagainya. Transportasi ini menggunakan jalur air.

3. Transportasi Darat

   Transportasi darat meliputi kendaraan seperti sepeda motor, mobil, kereta api, bus dan lain sebagainya. Transportasi ini menggunakan jalur diatas tanah (daratan) (Durrah, Yulia, Tessa, Asep , 2018).

2.1.1. Sarana Transportasi Darat

Sarana transportasi darat seperti kereta api atau bis sering digunakan untuk membantu masyarakat dalam melakukan aktivitas yang memiliki jarak yang jauh sehingga dapat menjadi penghubung antar wilayah atau kota-kota tempat tujuan. Alat transportasi seperti bis lebih diandalkan karena dapat mengangkut penumpang lebih banyak dalam waktu bersamaan. Jalan raya yang digunakan untuk jalur bis juga memiliki tinggat fleksibilitas dan mobilitas yang tinggi sehingga bis memiliki peranan yang penting untuk tansportasi umum. Transportasi darat ini memiliki sejumlah peranan antara lain sebagai berikut (Ardiansyah , 2015) :

1. Dapat mendukung petumbuhan ekonomi.

2. Sebagai penghubung antar kota di pulau tersebut.

3. Menghubungkan tempat pariwisata, dan lain sebagainya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

perkembangan transportasi yang menggunakan jalan raya seperti bis dalam jumlah besar menunjukkan peningkatan yang pesat. Hal ini disebabkan oleh peningkatan kegiatan jasa, industri, perdagangan dan perekonomian. Penyebab lainnya yaitu perkembangan penduduk dan teknologi yang pesat dapat mempengaruhi peningkatan dalam sarana transportasi jalan raya (Ardiansyah , 2015).

2.1.2. Penumpang

Penumpang merupakan seseorang yang diangkut oleh suatu wahana untuk diantarkan ke lokasi tujuannya menggunakan suatu alat transportasi apapun, akan tetapi penumpang tidak termasuk kedalam awak yang mengoperasikan atau melayani angkutan tersebut. Penumpang yang diangkut harus melalui persetujuan pihak perusahaan atau badan yang menangani angkutan tersebut. Seseorang yang ikut kedalam wahana dan melakukan perjalanan seperti menggunakan kereta api, pesawat, kapal, bis ataupun alat transportasi apapun disebut penumpang umum. Terdapat dua macam penumpang yaitu (Durrah, Yulia, Tessa, Asep , 2018) :

1. Penumpang yang menaiki suatu kendaraan tanpa membayar contohnya mobil, apakah dikemudikan oleh anggota keluarga ataupun supir pribadi.

2. Penumpang Umum merupakan penumpang yang menaiki suatu kendaraan dengan membayar, contohnya kereta api, kapal, pesawat, bis atau kendaraan apapun yang dioperasikan secara umum.

2.2. Terminal Purabaya Surabaya

Terminal Purabaya merupakan pengembangan dari terminal Joyoboyo dikarenakan letak terminal Joyoboyo di tengah kota dan tidak dimungkinkan dilakukannya pengembangan wilayah maka dibuatlah terminal Purabaya yang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

terletak di Kecamatan Waru Kabupaten Sidoarjo dikarenakan letak yang strategis dan sebagai wiayah keluar dan masuk ke daerah Surabaya membuatnya sebagai wilayah yang ramai masyarakat beraktifitas sehingga dapat menjadikannya alat transportasi penghubung wilayah tersebut. Terminal memiliki fungsi utama yaitu sebagai fasilitas untuk masuk dan keluar bagi barang maupun penumpang yang akan menuju dan dari suatu tempat. Meskipun letak terminal berada di kabupaten Sidoarjo akan tetapi untuk pengelolahan terminal dilakukan oleh pemerintah Kota Surabaya. Pegawai dan kepemilikan tanah terminal dimiliki oleh Kota Surabaya (Rukmana, Maghfiroh, Efendi , 2017).

Terminal Purabaya mulai beroperasi pada tahun 1991 oleh pemerintah kota Surabaya. Terminal ini termasuk kedalam terminal tersibuk di Indonesia dengan terminal tipe A dengan luas lahan $120.000m^2$. Terminal Purabaya melayani keberangkatan dan penurunan penumpang bus menurut arah tujuannya. Berikut merupakan jenis bus dan arah tujuannya (Priyambodo, Sugito, Suparti , 2012) :

1. Bus AKAP (Antar Kota Antar Provinsi)

   Bus AKAP digunakan untuk mengangkut penumpang menuju lokasi tujuan yang berada di provinsi lain sehingga jarak tempuhnya lebih jauh dengan harga yang lebih mahal daripada bus AKDP.

2. Bus AKDP (Antar Kota Dalam Provinsi)

   Bus AKDP digunakan untuk mengangkut penumpang yang memiliki tujuan kota didalam provinsi yang sama dengan begitu jarak tempuhnya lebih pendek dan harga tiket yang dijual lebih murah dibandingkan dengan Bus AKAP.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.3. Data Runtun Waktu

Data runtun atau deret waktu merupakan data yang dibuat secara berurut atau beruntun sepanjang waktu. Metode runtun waktu dapat berupa data dalam bentuk harian, mingguan, bulanan, tahunan, dan lainnya. Data runtun waktu merupakan data kejadian pada masa lalu dan digunakan untuk mengetahui peramalan di masa mendatang(Sutarti , 2009). Data yang dikumpulkan secara berurutan sesuai dengan waktu disebut rangkaian waktu atau time series. Ada beberapa variasi atau gerakan dari data rangkaian waktu pada pola data berikut (Sumarjaya , 2016).

2.4. Pola Data

Peramalan atau prediksi suatu data harus membutuhkan informasi tentang pola data di masa lalu. Dengan hal tersebut maka dapat mempertimbangkan bentuk dari pola data sehingga diketahui metode prediksi yang paling baik untuk digunakan. Terdapat empat jenis pola data yaitu sebagai berikut (Sumarjaya , 2016) :

1. Pola Trend (T)

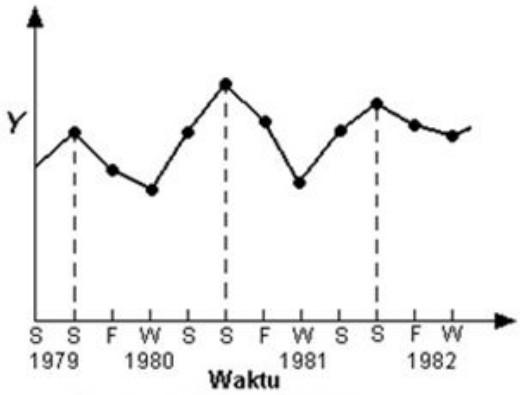
   Tren adalah pergerakan naik turun suatu keadaan dalam jangka panjang. Data runtun waktu menunjukkan arah perkembangan secara umum yang memiliki kecenderungan naik (trend positif) atau kecenderungan turun (trend negatif). Bentuk pola tren ditunjukkan pada Gambar 2.1 berikut (Sutarti , 2009) :

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Gambar 2.1 Pola Data Tren

2. Pola Musiman atau seasonal (S)

   Data musiman adalah suatu pola/gerakan yang naik turun secara teratur yang cenderung untuk terulang kembali. Data ini biasanya dipengeruhi oleh faktor-faktor musiman, misalnya kurtalan, semesteran, bulanan, mingguan, harian, dan tahunan. Pola musiman cenderung memilIki panjang konstan dan terjadi berulang Dalam jangkah periode yang teratur. Pola dari data musiman ditunjukkan seperti Gambar 2.2 berikut (Sumarjaya , 2016) :



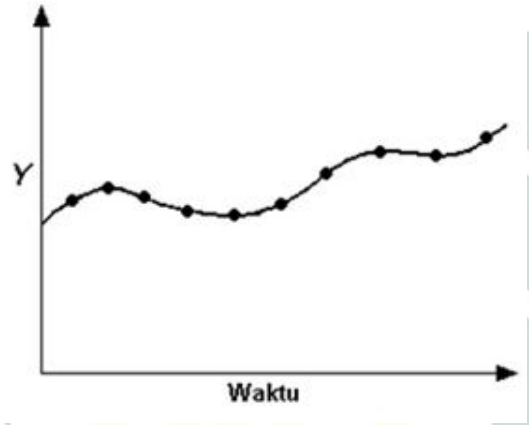
Gambar 2.2 Pola Musiman atau Seasonal

3. Pola Siklus (C)

   Data siklus adalah suatu pola/gerakan yang naik turun secara teratur yang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

cenderung untuk terulang kembali dalam jangka waktu lebih dari satu tahun. Data tersebut dipengaruhi fluktuasi jangkah panjang yang biasanya berbentuk osilasi (gelombang sinus). Pola siklus memiliki panjang yang bervariasi. Contoh data siklus yaitu data terjadinya siklus hujan setiap 10 tahunan. Bentuk pola siklus ditunjukkan pada Gambar 2.3 berikut (Kharis , 2014) :

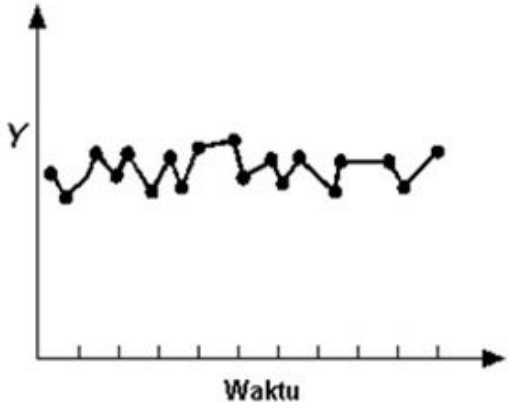


Gambar 2.3 Pola Siklus

4. Pola Acak atau Random (I)

   variasi data acak atau random adalah suatu gerakan naik turun yang terjadi secara tiba-tiba sehingga sulit untuk diperkirakan sebelumnya dan menunjukkan gerakan yang tidak teratur. Bentuk pola acak atau random ditunjukkan pada Gambar 2.4 berikut (Sutarti , 2009) :

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 2.4 Pola Data Acak

2.5. *Stasioner*

Data stasioner merupakan data yang tidak mengalami perubahan seiring bertambahnya waktu. Data tersebut dapat dikatakan stasioner jika rata-rata (*Average*) dan variansinya konstan sepanjang waktu dan tidak terdapat perubahan kenaikan atau penurunan dalam rata-rata dan variansinya secara tajam. Bila data yang digunakan belum stasioner maka perlu dilakukan proses stasioner dalam rata-rata dan varians agar data tersebut dapat memperkecil kekeliruan model yang akan digunakan. Berdasarkan rata-rata dan variansinya, terdapat dua jenis kestasioneran data yaitu (Imiyah , 2018) :

1. Data stasioner dalam rata-rata

   Data yang digunakan dalam penelitian bila tidak memenuhi kondisi stasioner terhadap rata-rata maka perlu dilakukan proses diferensiasi *(diffencing)*. Proses ini digunakan untuk mencari perbedaan antara data satu periode dengan periode sebelumnya secara berurutan. Metode pembedaan ini diberi simbol B (*backward shift*). Proses diferensiasi pada orde pertama merupakan selisih antara data ke t dengan data ke t-1 sebagai berikut:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

diketahui bahwa $Y_{t-1} = BY_t$

$$\begin{aligned} \Delta Y_t &= Y_t - Y_{t-1} \\ &= Y_t - BY_t \\ &= (1-B)Y_t \end{aligned} \tag{2.1}$$

untuk diferensiasi orde-2 diketahui bila $Y_{t-2} = B^2Y_t$

$$\begin{aligned} \Delta^2 Y_t &= \Delta Y_t - \Delta Y_{t-1} \\ &= (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) \\ &= Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} \\ &= Y_t - 2BY_{t-1} + B^2Y_t \\ &= (1 - 2B + B^2)Y_t \\ &= (1-B)^2 Y_t \end{aligned}$$

Sehingga diketahui dari persamaan diferensiasi diatas maka persamaan untuk diferensiasi orde ke d dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\Delta^d Y_t = (1-B)^d Y_t \tag{2.2}$$

Keterangan :

Y_t = nilai variabel Y pada waktu t.

Y_{t-1} = nilai variabel Y pada waktu t-1.

B = *backward shift*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2. Data stasioner pada variansi

Data dinyatakan belum stasioner terhadap varians jika pada grafik atau plot data yang digunakan masih terdapat pengaruh perubahan yang signifikan sehingga diperlukan proses stasioner varians agar pergerakan plot tetap. Dalam menstabilkan variansi dari data deret waktu dapat menggunakan transformasi Box-Cox. Transformasi Box-Cox merupakan transformasi berlambang λ yang dipangkatkan pada variabel respon Y_t dengan bentuk transformasi sebagai berikut (Sumarjaya , 2016).

$$x = Y_t^{\lambda} \tag{2.3}$$

λ merupakan paramaeter tranformasi. Tabel 2.1 berikut ini merupakan nilai λ dan transformasinya.

Tabel 2.1 Nilai Tabel λ dan transformasinya

Nilai lamda(λ)	Transformasi
-1	$\frac{1}{Y_t}$
-0,5	$\sqrt{\frac{1}{Y_t}}$
0	LnY_t
0,5	$\sqrt{Y_t}$
1	Y_t

Keterangan :

λ = Parameter tranformasi

Ln = Logaritma natural

Transformasi pangkat ini hanya berlaku untuk data positif. Jika beberapa nilai data adalah nol atau negatif dapat menggunakan Transformasi Invers

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Square dengan rumus = $\frac{1}{Y_t^2}$ untuk data yang bernilai negatif dan untuk nilai nol maka rumus = $\frac{1}{Y_t^2+1}$ agar membuat data menjadi positif sebelum akhirnya ditransformasi. Contohnya sebagai berikut ini:

Jika nilai $Y_t = -5$ maka menggunakan rumus $\frac{1}{Y_t^2} = \frac{1}{-5^2} = 0,04$ sehingga nilai data asli negatif menjadi nilai positif.

2.6. ACF (*Autocorrelation Function*)

ACF merupakan fungsi autokorelasi yang mengindikasikan besarnya korelasi yang menjelaskan tentang hubungan antara data waktu ke-t dengan data setelahnya t+1 dengan melihat plot ACF yang terbentuk tidak memilki perubahan secara signifikan antar *lag*. ACF berfungsi mengidentifikasi kestasioneran data dan untuk mengidentifikasikan model time series yang akan digunakan. Persamaan fungsi autokorelasi dari data pada lag k sebagai berikut:(Octavia, Yulia, Lydia , 2013)

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Y_t - \overline{Y})(Y_{t+k} - \overline{Y})}{(\sum_{t=1}^{n}(Y_t - \overline{Y})^2)} \tag{2.4}$$

Dengan k = 0,1,2,. . . ,n.

Keterangan :

Y_t = Data Y pada periode ke t

Y_{t+k} = Data Y pada periode ke t+k

$\hat{\rho}_k$ = Koefisien autokorelasi pada *lag* ke k

$\overline{Y}$ = Nilai rata-rata Data

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.7. PACF (*Partial Autocorrelation Function*)

PACF merupakan koefisien autokorelasi parsial yang mengukur tingkat keeratan hubungan parsial antara pengematan pada waktu ke-t dengan pengamaan pada waktu t+1 apabila lag yang digunakan yaitu 1,2,3, dan seterusnya dengan notasi ($\phi_{kk} = k = 1, 2, 3, ...$). PACF digunakan dalam pembentukan model dan orde dari ARIMA. Persamaan autokorelasi parsial dari data sebagai berikut:

$\hat{\phi_{kk}} = \frac{\rho_k^*}{\rho_k}$, dimana ρ_k merupakan determinan dari matriks k x k, dengan bentuk sebagai berikut:

$\hat{\phi_{11}} = \rho_1$

kemudian determinan dari matriks untuk $\hat{\phi_{22}}$ berikut ini:

$$\emptyset_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

dengan model determinan dari matriks secara umum sebagai berikut:

$$\emptyset_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \rho_3 & \cdots & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \rho_{k-4} & \cdots & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \rho_3 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \rho_{k-4} & \cdots & 1 \end{vmatrix}}$$

atau dapat berupa pesamaan yang dikemukakan Durbin pada tahun 1960, sebagai berikut:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j}\rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j}\rho_j} \tag{2.5}$$

Dimana $\phi_{kk} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk}\phi_{k-1,k-j}$ untuk j = 1,2,...,k-1.(Nina , 2017)

Keterangan :

ϕ_{kk} = Koefisien autokorelasi parsial pada lag ke k

ρ_k = Koefisien autokorelasi pada *lag* ke k

2.8. Identifikasi Model

Dalam mengidentifikasi model yang akan digunakan data harus stasioner apabila belum stasioner makan perlu dilakukan proses stasioner terlebih dahulu untuk mendapatkan aspek AR dan MA dalam Model ARIMA yang akan dipilih. Jika data yang digunakan sudah dalam kondisi stasioner terhadap varians dan stasioner terhadap rata-rata kemudian dilakukan plot ACF dan PACF terhadap data yang telah stasioner. Plot tersebut digunakan untuk mengidentifikasi orde AR dan MA yang akan digunakan dalam menentukan model kemudian akan dilakukan uji untuk menemukan model terbaik untuk mengetahui hasil peramalan mendatang. Berikut merupakan Tabel 2.2 ketentuan hasil dari plot ACF dan PACF pada model ARIMA (Wei , 2006).

Tabel 2.2 Pola Plot ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR (p)	Menurun secara cepat (*dies down*)	Terpotong pada *lag* ke-p (*cut off*)
MA (q)	Terpotong pada *lag* ke-q (*cut off*)	Menurun secara cepat (*dies down*)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

AR (p) dan MA (q) pilih model terbaik	Terpotong pada *lag* ke-q (*cut off*)	Terpotong pada *lag* ke-p (*cut off*)
ARMA(p,q) cek pada kombinasi p dan q	Menurun secara cepat (*dies down*)	Menurun secara cepat (*dies down*)

2.9. *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)

SARIMA merupakan pengembangan dari metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Metode ini dapat digunakan pada data runtun waktu yang memiliki model pola data *seasonal* atau musiman. Metode ini dipopulerkan pada tahun 1976 oleh George Box dan Gwilyn Jenskins. SARIMA digunakan untuk melakukan peramalan pada data yang bersifat musiman (*Seasonal*) sehingga dapat memprediksi untuk masa depan. Tahapan yang dilakukan untuk melakukan proses SARIMA sebagai berikut (Durrah, Yulia, Tessa, Asep , 2018) :

1. Tahapan identifikasi umum.

   Tahapan ini dilakukan untuk membagi data untuk melakukan uji kecocokan parameter (*in sample*) dan data uji peramalan (*out sample*). Kemudian melakukan Identifikasi data yang digunakan telah stasioner atau belum stasioner. Apabila belum stasioner maka perlu dilakukan proses stasioner terlebih dahulu.

2. Melakukan identifikasi sementara.

   Tahapan ini dilakukan untuk melakukan identifikasi sementara untuk parameter yang akan dilakukan uji kecocokan model menggunakan plot ACF dan plot PACF.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3. Estimasi parameter.

   Tahapan ini dilakukan proses estimasi parameter SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^{12}$ untuk mengetahui jika model cocok digunakan atau tidak. Bila tidak maka perlu mencari model terbaru.

4. Melakukan uji diagnostik pemilihan model yang terbaik.

   Uji diagnostik meliputi uji *white noise* untuk mendapatkan model terbaik.

5. Memeriksa kesalahan (*error*) dari model tersebut.

   Proses ini dilakukan setelah mendapatkan model terbaik kemudian dilakuakan pemeriksaan kesalahan terhadap model tersebut untuk mengetahui apakan model tersebut layak untuk dipilih.

SARIMA terdiri atas beberapa bagian yaitu:

1. *Model Autoregressive* (AR)

   Model AR dengan orde p yang didefinisikan menjadi $AR(p)$ menerangkan jika suatu model data waktu ke-t berhubungan linier dengan waktu sebelumnya t–1, . . . ,t–p. Tujuan mengetahui nilai AR untuk membantu menetapkan Model AR terbaik yang akan digunakan sehingga fungsi dapat menggunakan persamaan berikut ini:

   $Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \phi_3 Y_{t-3} + ... + \phi_p Y_{t-p} + a_t$

   $Y_t - \phi_1 Y_{t-1} - \phi_2 Y_{t-2} - \phi_3 Y_{t-3} - ... - \phi_p Y_{t-p} = a_t$

   Untuk $BY_t = Y_{t-1}$, sehingga dapat ditulis sebagai berikut:

   $Y_t - \phi_1 BY_t - \phi_2 B^2 Y_t - \phi_3 B^3 Y_t - ... - \phi_p B^p Y_t = a_t$

   Persamaan diatas dapat ditulis dalam bentuk

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 - ... - \phi_p B^p) Y_t = a_t \tag{2.6}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dapat ditulis persamaan sebagai berikut:

$$\phi_p(B)Y_t = a_t \tag{2.7}$$

Dimana, $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 - ... - \phi_p B^p)$

2. *Model Moving Average* (MA)

   Model MA pada orde q menyatakan bahwa suatu model pengamatan ke-t dipengaruhi oleh kesalahan masalalu. Sehingga fungsi model $MA(q)$ dapat menggunakan persamaan berikut ini:

   $Y_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \theta_3 a_{t-3} - ... - \theta_q a_{t-q}$

   Bila $Ba_t = a_{t-1}$, maka didapatkan persamaan sebagai berikut :

   $Y_t = a_t - \theta_1 Ba_t - \theta_2 B^2 a_t - \theta_3 B^3 a_t - ... - \theta_q B^q a_t$

   Persamaan diatas juga dapat ditulis sebagai berikut:

   $Y_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \theta_3 B^3 - ... - \theta_q B^q)a_t$

   Sehingga dapat ditulis persamaan sebagai berikut:

$$Y_t = \theta_q(B)a_t \tag{2.8}$$

   Dimana, $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \theta_3 B^3 - ... - \theta_q B^q)$

3. *Model Autoregressive Moving Average* (ARMA)

   Model ARMA merupakan model penyatuan model AR dan model MA yang umum ditulis ARMA (p,q) dengan bentuk persamaan fungsi model ARMA orde p dan q sebagai berikut:(Tantika, Nanang, Dian , 2018)

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + ... + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - ... - \theta_q a_{t-q} \tag{2.9}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dari ke tiga model tersebut digunakan jika data telah stasioner, namun jika data belum stasioner maka perlu ditambahkan proses *differencing* dengan ordo d.

4. *Model Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

   Model ARIMA merupakan perluasan dari model ARMA dengan penambahan parameter d yang merupakan jumlah proses *Differencing*. Parameter p merupakan model AR dan parameter q adalah model MA. Nilai konstanta p dan q biasannya didapatkan dari estimasi gambar ACF dan PACF. Sedangkan untuk nilai d umumnya didapatkan dari melakukan trial error terhadap nilai p dan q yang sudah didapatkan. Persamaan secara umum sebagai berikut:(Wahida , 2015)

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)a_t \tag{2.10}$$

   Dimana, AR (p) adalah $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - ... - \phi_p B^p)$

   MA (q) adalah $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - ... - \theta_q B^q)$

   Differencing orde d adalah $(1-B)^d$

   Nilai residual pada saat t adalah a_t

2.10. Model SARIMA

Model SARIMA merupakan pengembangan dari model ARIMA degan menambahkan pengaruh *seasonal* atau musiman. Model Seasonal ARIMA pada umumnya dinotasikan sebagai berikut:

ARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^s$

Keterangan:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

(p, d, q) variabel non musiman pada model

(P, D, Q) variabel musiman pada model

S adalah jumlah periode permusim

Model SARIMA sebagai berikut:

$$\phi(B)\Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \tag{2.11}$$

Keterangan :

Y_t = Data Y pada periode ke t

Y_{t+k} = Data Y pada periode ke t+k

B = Operator langkah mundur (*backshift* operator)

$\phi_p(B)$ = Operator autoregresi dengan variabel p non musiman

$\theta_q(B)$ = Operator moving average dengan variabel q non musiman

a_t = nilai kesalahan pada saat t

p, d, q = orde AR, Diferensiasi dan MA non musiman

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

$\Phi_P(B^s)$ = Operator autoregressive dengan variabel p musiman

$\Theta_Q(B^s)$ = Operator moving average dengan variabel q musiman

P, D, Q = Orde AR, Diferensiasi dan MA musiman

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

2.11. Uji Parameter

Model yang baik adalah model yang menunjukkan bahwa penaksiran parameternya signifikan. Parameter dinyatakan signifikan jika nilai *P-Value* $< \alpha$ dengan nilai $\alpha = 5\%$ $(0,05)$, atau dapat melakukan uji kesignifikanan parameter

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

secara manual sebagai berikut:

$t\ hitung\ =\ \frac{estimasi\ parameter}{standart\ error\ parameter}$

Dengan hipotesa sebagai berikut:

$H_0 : estimasi\ parameter\ =\ 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1 : estimasi\ parameter\ \neq\ 0$ (parameter signifikan dalam model)

Kriteria penolakan H_0 apabila *P-Value* $<$ $\alpha(0,05)$ atau uji statistik $\mid\ t\ hitung\ \mid\ >\ t_{a/2,df}$ dengan df = n - np (banyaknya parameter) yang berarti parameter berpengaruh signifikan terhadap model.

2.12. Uji Diagnostik

Proses diagnosis dilakukan menggunakan uji *White Noise*. *White noise* merupakan suatu istilah yang menunjukan bahwa suatu data bersifat acak atau random dan stasioner. Proses ini bertujuan untuk mengetahui jika model tersebut telah layak atau tidak dalam pemilihan model terbaik. Untuk mengetahui apakah residu memenuhi proses *White Noise* maka perlu melakukan uji diagnosis *White Noise* melalui uji Ljung-Box dengan hipotesis statistik :(Nurjanah, Ruhiat, dan Andiani , 2018)

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_n = 0$,Residu bersifat *White Noise*

$H_1 : \rho_k \neq 0, k = 1, 2, 3, ..., n$,Residu tidak bersifat *White Noise*

Berikut merupakan persamaan Uji Ljung-Box:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{i}\frac{\hat{\rho_k}^2}{(n-k)} \tag{2.12}$$

keterangan:

ρ = Autokorelasi

Q = Uji Ljung-Box

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

k = lag waktu

n = jumlah banyaknya parameter

i = banyaknya sisaan

H_0 ditolak jika $Q(Chi - Square) > X^2_{(1-\alpha),df}$ df = K-p-q. K berarti pada lag K, p dan q adalah jumlah parameter yang ditaksir dalam model atau apabila *P-Value* $< \alpha$ maka H_0 ditolak yang berarti tidak memenuhi proses Residu *White Noise*.

Jika nilai $Q(Chi - Square) < X^2_{(1-\alpha),df}$ atau *P-Value* $> \alpha$ maka H_0 diterima yang artinya memenuhi proses Residu *White Noise* dengan nilai ketentuan yaitu $\alpha = 5\% = 0,05$.

2.13. Nilai Akurasi Peramalan

Dalam menggunakan metode peramalan pasti akan menemui tingkat akurasi dalam peramalan tersebut. Selisih antara hasil peramalan dengan nilai aktual dapat dikatakan sebagai *error* atau akurasi. Secara umum perhitungan nilai kesalahan dari peramalan adalah sebagai berikut:

$$e = Y_t - Y_t' \tag{2.13}$$

Keterangan :

e = kesalahan error saat periode ke t

Y_t = nilai yang sesungguhnya saat periode ke t

Y_t' = nilai hasil peramalan saat periode ke t

Untuk mengetahui nilai kesalahan peramalan atau (*error*) dalam penelitian ini menggunakan metode Mean Absolute Percent Error (MAPE), sehingga dengan menggunakan *Mean Absolute Persentage Error* (MAPE) dapat mengetahui *error* yang terjadi. Semakin kecil rata-rata persentase errornya maka tingkat keakuratan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

peramalan akan semakin besar. Namun jika rata-rata persentase *error* semakin besar maka tingkat keakuratan semakin kecil. Cara untuk menghitung persentase *error* dapat menggunakan MAPE dengan rumus berikut:(Masrudin , 2018)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} |PE_t|}{n} \tag{2.14}$$

$$Dimana, PE_t = (\frac{e_t}{Y_t}) \times 100 \tag{2.15}$$

Keterangan:

PE_t = persentase error saat periode waktu ke-t

E_t = error saat periode waktu ke-t

Y_t = data asli saat periode ke-t

n = banyak data pengamatan

Setelah mendapatkan hasil MAPE dari peramalan tersebut maka dilakukan analisa bahwa hasil peralan tersebut memilki hasil yang baik atau buruk sehingga dapat diketahui jika Model tersebut cocok digunakan atau tidak. Berikut merupakan Tabel 2.3 hasil MAPE.(Masrudin , 2018)

Tabel 2.3 Nilai MAPE

Hasil	Keterangan
$< 10\%$	Hasil peramalan sangat baik
$(10 - 20)\%$	Hasil peramalan baik
$(20 - 50\%)$	Hasil peramalan cukup baik
$> 50\%$	Hasil peramalan buruk

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Pada penelitian ini bersifat kuantitatif sebab menggunakan data jumlah penumpang terminal bus Purabaya. Tujuan penelitian ini untuk menemukan hasil Model SARIMA terbaik dengan nilai error yang kecil.

3.2. Sumber Data Penelitian

Pada penelitian ini dilakukan pengambilan data di Terminal Purabaya yang terletak dilokasi Desa Bungurasih, Kecamatan Waru, Kabupaten Sidoarjo, Jawa Timur. Data ini diperoleh dari Dinas Perhubungan Terminal Purabaya Surabya dalam bentyk data bulanan.

3.3. Variabel Penelitian

Pada penelitian ini menggunakan variabel penelitian yaitu jumlah penumpang keberangkatan dari terminal bus Purabaya pada tahun 2015-2019 dari bulan Januari 2015 hingga Desember 2019. Jumlah data yang digunakan sebanyak 60 periode dalam bentuk bulanan. Data tersebut dibagi menjadi 2 jenis data yaitu data pengujian model terbaik (*in sample*) dengan data dari Januari 2015 hingga Desember 2018 sebnayak 48 data dan data pengujian peramalan (*out sample*) dari Bulan Januari 2019 hingga Desember 2019 sebanyak 12 data.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

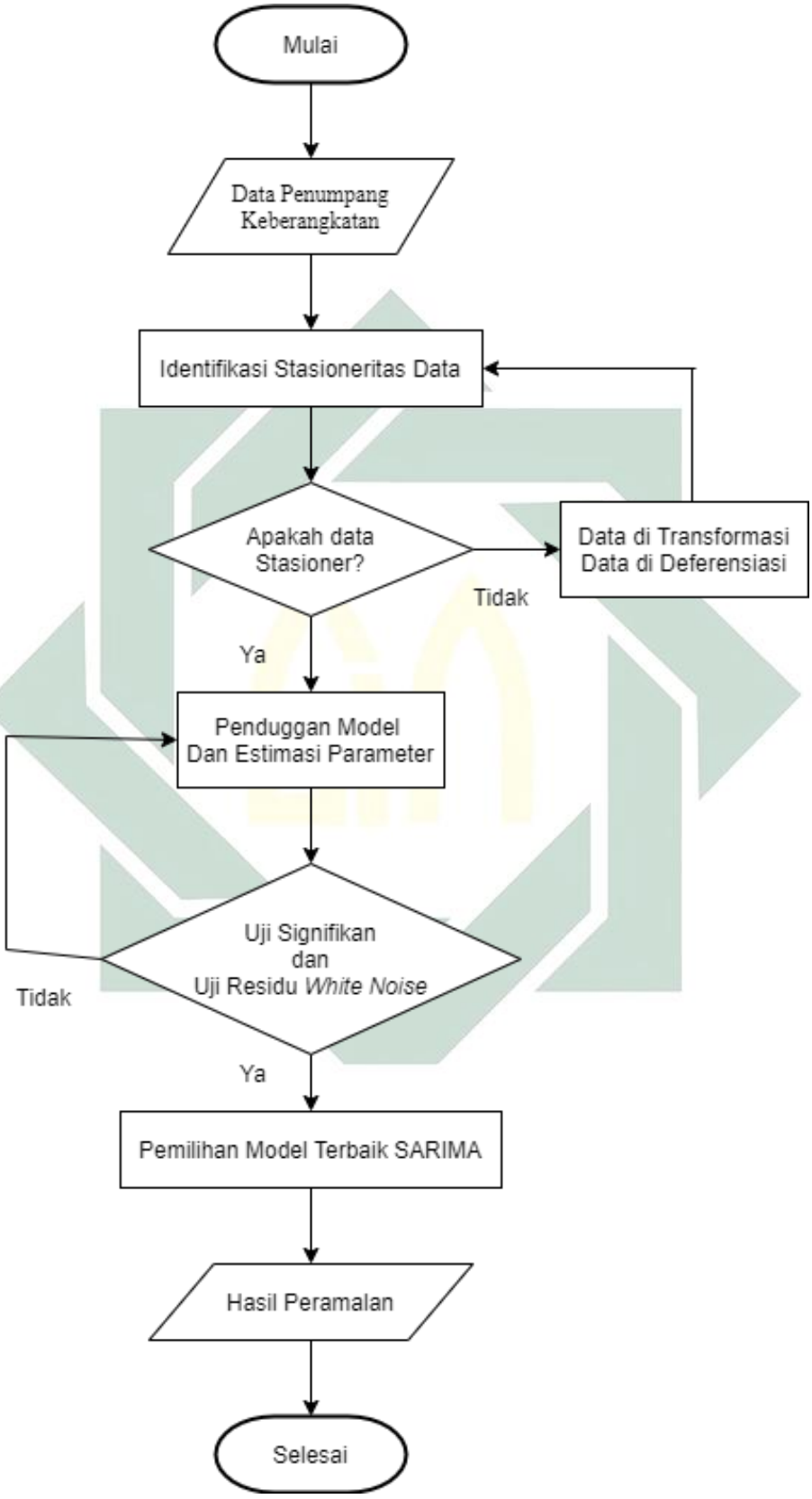
3.4. Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian adalah data sekunder berupa data jumlah keberangkatan di terminal Purabaya Surabaya tahun 2015-2019. Y_t = Jumlah penumpang keberangkatan dari Terminal Purabaya.

3.5. Prosedur Metode Penelitian

Pada penelitian ini untuk membentuk suatu peramalan dengan melakukan studi literatur dengan membaca jurnal, buku, dan berbagai referensi yang berkaitan dengan sistem pengambilan keputusan dalam Model SARIMA terbaik. Tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 3.1 Flowchart Tahapan Penelitian

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3.6. Prosedur Penelitian

1. Menggunakan data asli jumlah penumpang naik dari terminal bus purabaya dari Januari 2015 – Desember 2019.

2. Pembagian Data menjadi 2 yaitu:

   (a) (*in sample*) Data yang digunakan untuk mencari model terbaik menggunakan data dari tahun 2015 hingga 2018.

   (b) (*out sample*) Data yang digunakan untuk mencari nilai peramalan terkecil menggunakan data periode 12 bulan dari Januari 2019 hingga Desember 2019.

   Membagi penumpang menjadi 2 yaitu jumlah penumpang keberangkatan bus AKAP (antar kota antar provinsi) dan jumlah penumpang keberangkatan bus AKDP (antar kota dalam provinsi).

3. Melakukan Plot deret waktu meliputi ACF dan PACF untuk data yang digunakan.

4. Mengidentifikasi apakah data tersebut stasioner atau belum stasioner, jika belum stasioner maka perlu dilakukan 2 proses yaitu:

   (a) Stasioner terhadap varians.

   Apabila data tersebut belum stasioner terhadap varians maka perlu dilakukan proses *Box-Cos Transformation* agar nilai *rounded value* (λ) = 1. Jika λ telah bernilai 1 maka data telah stasioner terhadap varians.

   (b) Stasioner terhadap rata-rata.

   Apabila data belum stasioner terhadap rata-rata makaperlu dlakukan proses *differencing*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

5. Melakukan plot deret waktu pada data setelah melakukan diferensiasi dan transformasi apabila belum stasioner menggunakan plot ACF dan PACF. Jika data sudah dinyatakan stasioner maka dapat langsung menentukan modelnya.

6. Estimasikan beberapa model yang diperoleh dari proses sebelumnya.

   Pada proses ini dilakukan pengujian terhadap model yang telah terpilih. Pengujian ini menggunakan uji signifikan dan uji residu *White Noise*, jika telah memenuhi semua uji yang dilakukan maka proses selajutnya yaitu melakukan pengujian kecocokan model.

7. Menguji kecocokan model SARIMA.

   Jika model yang diuji belum cocok maka akan dilakukan identifikasi kembali menggunakan model baru agar mendapatkan hasil yang terbaik. Model SARIMA merupakan pengembangan dari model ARIMA degan menambahkan pengaruh *seasonal* atau musiman.

   Persamaan secara umum Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) dapat menggunakan persamaan 2.10 dan meodel SARIMA dapat menggunakan persamaan 2.11.

8. Memilih model SARIMA yang terbaik.

   Setelah mendapatkan model yang cocok digunakan maka perlu dilakukan perhitungan kesalahan (*error*) dengan menghitung hasil error (kesalahan) menggunakan MAPE terbaik menggunakan persamaan 2.14.

9. Menghitung peramalan jumlah penumpang di terimal Purabaya pada tahun 2020.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dilakukan pengujian dan pembahasan dari data penumpang keberangkatan menggunakan bus AKAP (antar kota antar provinsi) dan AKDP (antar kota dalam provinsi). Metode yang akan digunakan menggunakan Model *Seasonal* ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) terbaik untuk melakukan peramalan untuk waktu mendatang. Berikut merupakan langkah yang dilakukan untuk mendapatkan hasil peramalan terbaik.

4.1. Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan AKAP

Berikut ini merupakan data yang didapat dari Dinas Perhubungan Terminal Purabaya untuk tahun 2015 hingga tahun 2019. Data tersebut merupakan jumlah penumpang keberangkatan bus AKAP (antar kota antar provinsi) dari terminal bus Purabaya Surabaya. Total jumlah data sebanyak 60 dari Bulan Januari 2015 hingga Desember 2019. Dapat dinyatakan pada Tabel 4.1 sebagai berikut:

Tabel 4.1 Jumlah Penumpang Keberangkatan AKAP

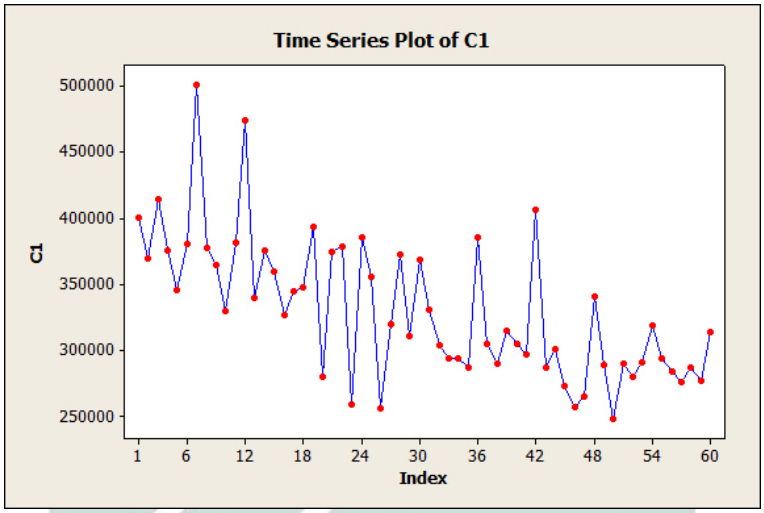
Tahun					
Bulan	2015	2016	2017	2018	2019
Januari	399.795	339.347	355.139	304.605	289.107
Februari	369.867	375.758	255.754	289.811	248.181
Maret	414.264	359.543	319.224	314.665	290.004

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

April	375.898	326.165	372.188	305.143	279.500
Mei	345.193	344.150	311.137	296.551	290.832
Juni	380.800	347.760	368.484	406.717	318.711
Juli	500.631	393.451	330.435	286.795	293.498
Agustus	377.000	280.177	303.220	300.386	283.320
September	363.973	373.996	294.111	273.063	275.998
Oktober	329.514	378.832	294.016	257.135	286.569
November	381.532	259.324	287.012	264.505	277.260
Desember	473.766	385.121	385.476	340.677	313.736

Dari data pada Tabel 4.1 jumlah seluruh data sebanyak 19.838.822 penumpang keberangkatan menggunakan bus AKAP. Jumlah penumpang mengalami kenaikan paling besar pada bulan Juli 2015 sebanyak 500.631 penumpang dan jumlah paling sedikit pada bulan Februari 2019 sebanyak 248.181 penumpang. Data mengalami kenaikan saat bulan Juni dan Desember dikarenakan bulan tersebut banyak masyarakat yang berpergian untuk merayakan Hari Raya dan Tahun Baru sehingga kelonjakan penumpang terjadi. Dari data tersebut maka dapat dilihat hasil trennya untuk mengetahui bahwa selama 5 tahun tersebut apakah data mengalami *trend* turun (*negatif*) atau *trend* naik (*positif*). Hasil *trend* dapat dilihat pada Gambar 4.1 berikut ini:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

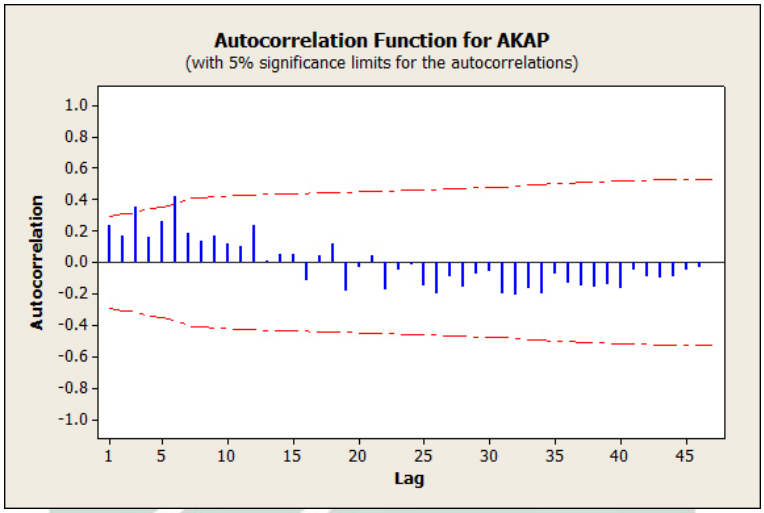


Gambar 4.1 Plot Time Series Data Penumpang AKAP

Dari Gambar 4.1 diatas terlihat bahwa terjadi *trend* turun (*negatif*) dari tahun 2015 menuju tahun 2019 plot mengalami penurunan dan pola musiman yang berulang dalam selang waktu yang sama. Data dibagi menjadi *in sample* dan *out sample*. Data *in sample* sebanyak 48 data dari bulan Januari 2015 hingga Desember 2018 untuk mendapatkan model terbaik yang akan digunakan dalam penelitian ini dan *out sample* sebanyak 12 data dari Januari 2019 hingga Desember 2019 untuk menguji hasil kesalahan (*error*) peramalan yang telah dilakukan.

Dalam metode SARIMA digunakan data yang berpola musiman. Dalam penelitian ini menggunakan data penumpang keberangkatan AKAP. Tahap awal yang dilakukan yaitu melakukan pengecekan data yang digunakan telah stasioner terhadap varians dan rata-rata atau belum. Berikut merupakan Gambar 4.2 ACF dari data asli jumlah penumpang AKAP sebelum data distasionerkan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.2 ACF Data Asli

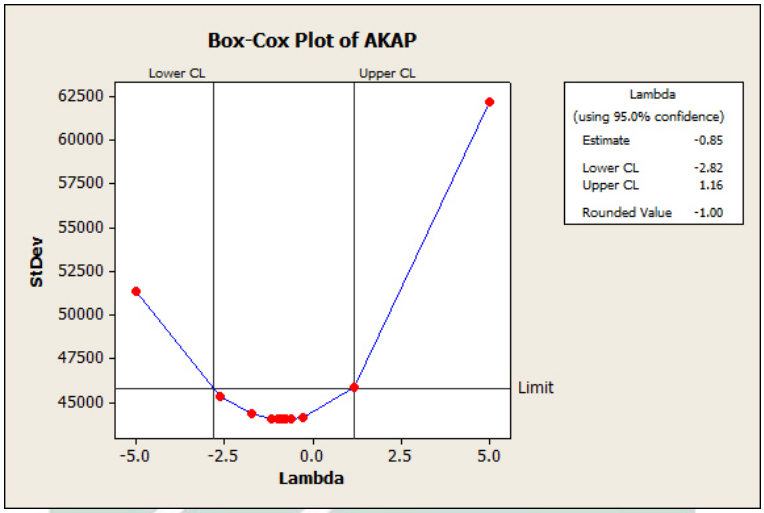
4.1.1. Uji Stasioner

Langkah yang harus dilakukan dalam melakukan uji stasioner sebagai berikut:

1. Stasioner terhadap varians

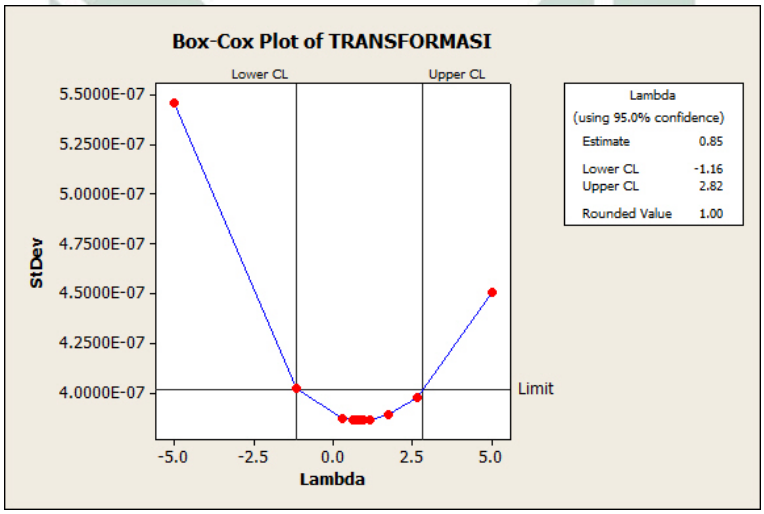
   Dalam melakukan proses stasioner terhadap varians maka perlu dilakukan Box-Cox Tansformasion. Data dinyatakan telah stasioner terhadap varians jika nilai lambda (λ) bernilai 1. Berikut ini meruoakan Gambar 4.3 Box-Cox Transformation data asli sebagai berikut:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.3 Box-Cox Transformation Data Asli

Dari hasil Gambar 4.3 diatas maka diketahui bahwa nilai lambda (λ) pada *Rounded Value* bernilai -1 sehingga perlu dilakukan transformasi hingga nilai lambda (λ) menjadi 1. Berikut merupakan Gambar 4.4 hasil dari proses melakukan Tansformasi data asli.



Gambar 4.4 Hasil Proses Box-Cox Transformation Terhadap Data Asli

Diketahui jika nilai dari proses Box-Cox Transformation telah bernilai *Rounded Value* (λ) = 1. Sehingga data telah stasioner terhadap varians.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Berikut merupakan cara manual untuk mendapatkan nilai transformasi: Rumus yang digunakan dalam Box-Cox Transformation seperti pada persamaan sebagai berikut:

$x = Y_t^{\lambda}$

untuk data ke-1 dengan λ awal yaitu -1 maka:

$x = Y_1^{-1} = 399.795^{-1} = 0.0000025$

untuk data ke-2,

$x = Y_2^{-1} = 369.867^{-1} = 0.0000027$

untuk data ke-3,

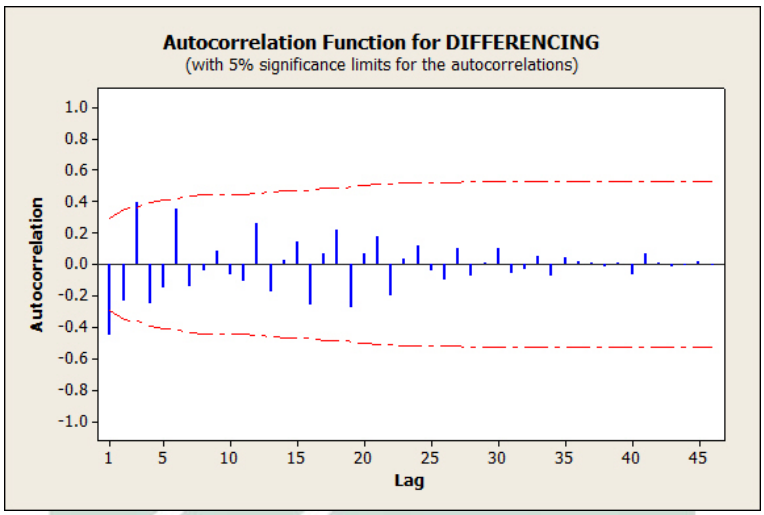
$x = Y_3^{-1} = 414.264^{-1} = 0.0000024$

untuk data hingga ke-48 menggunakan cara yang sama dengan nilai Y_t sesuai dengan urutannya.

2. Stasioner terhadap rata-rata

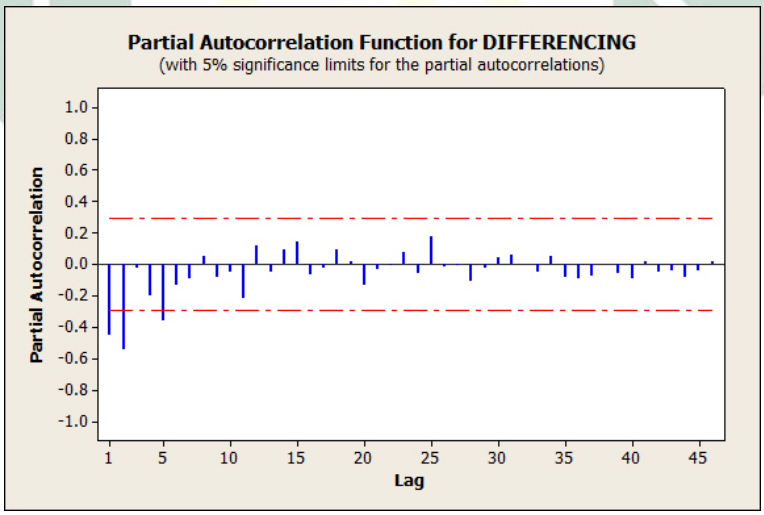
   Proses selanjutnya setelah melakukan transformasi adalah melakukan differencing. Proses ini dilakukan untuk mengetahui data telah stasioner terhadap rata-rata atau belum. Dari data asli diketahui jika data belum stasioner terhadap rata-rata karena masih terdapat unsur tren yang terbentuk sehingga perlu dilakukan proses *Differencing* dengan lag 1 pada Gambar 4.5 berikut ini.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.5 ACF Data Penumpang AKAP *differencing* Non Musiman

Brikut merupakan Gambar 4.6 PACF.



Gambar 4.6 PACF Data Penumpang AKAP *differencing* Non Musiman

Dari plot ACF diketahui jika data telah stasioner terhadap rata-rata karena telah terbentuk pola *cut off* setelah *lag* ke 2. Kemudian dapat dilihat gambar ACF pada waktu *lag* antara musiman (12 bulan) pada *lag* ke-11, ke-12 dan ke-13 terjadi perubahan signifikan sehingga diduga terdapat pola musiman dalam data tersebut. Cara menghitung manual nilai dari *differencing* menggunakan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

persamaan berikut:

$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$

untuk menghitung data ke-1 menggunakan data hasil transformasi berikut ini:

$\Delta Y_1 = Y_1 - Y_0$

karena tidak ada data pada waktu ke-0 maka ΔY_1 tidak dapat dihitung.

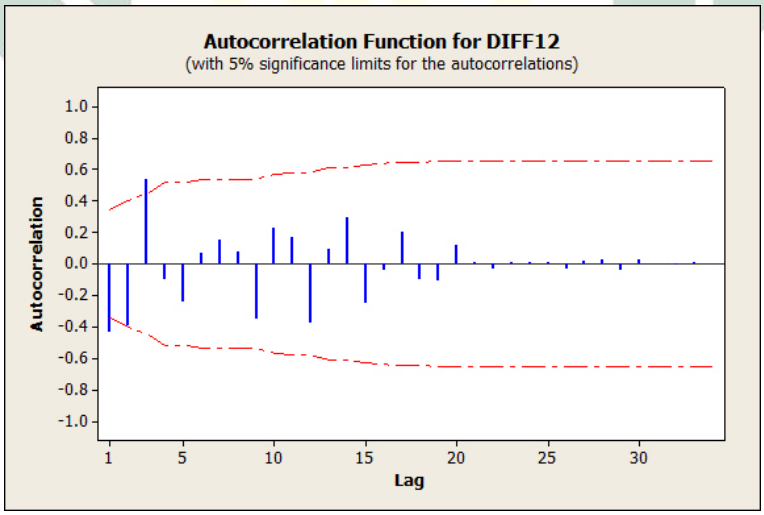
untuk menghitung data ke-2 berikut ini:

$\Delta Y_2 = Y_2 - Y_1 = 0.0000027 - 0.0000025 = 0.0000002$

untuk menghitung data ke-3 berikut ini:

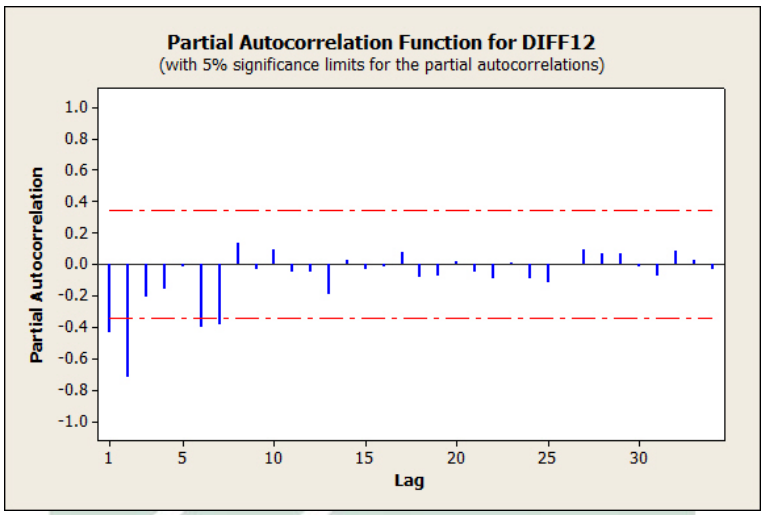
$\Delta Y_3 = Y_3 - Y_2 = 0.0000024 - 0.0000027 = -0.0000003$

untuk ΔY_t hingga ke-60 menggunakan cara yang sama seperti sebelumnya. Proses selanjutnya melakukan *differencing* terhadap pola musiman (*lag* ke-12) dengan hasil plot ACF dan PACF sebagai berikut:



Gambar 4.7 ACF Data Penumpang AKAP setelah *differencing* Musiman

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.8 PACF Data Penumpang AKAP setelah *differencing* Musiman

Berikut merupakan cara manual untuk menghitung *differencing* musiman, periode musiman yang digunakan yaitu 12 bulan sehingga data ke-t akan dikurangin oleh data ke t-12. Nilai Z_t yang digunakan merupakan hasil dari *differencing* non musiman yang telah dihitung sebelumnya:

$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-12}$

untuk menghitung data ke-13 menggunakan data hasil transformasi berikut ini: $\Delta Y_{13} = Y_{13} - Y_1$

karena tidak ada data pada waktu ke-13 maka ΔY_1 tidak dapat dihitung.

untuk menghitung data ke-14 berikut ini:

$\Delta Y_{14} = Y_{14} - Y_2 = -0.0000003 - 0.0000002 = -0.0000005$

untuk menghitung data ke-15 berikut ini:

$\Delta Y_{15} = Y_{15} - Y_3 = 0.0000001 - (-0.0000003) = 0.0000004$

Berikut merupakan cara menghitung ACF terhadap data asli secara manual:

$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Y_t - \overline{Y})(Y_{t+k} - \overline{Y})}{(\sum_{t=1}^{n}(Y_t - \overline{Y})^2)}$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\rho_1 = \frac{(399795 - 341502.21)(369867 - 341502.21) + (369867 - 341502.21)(414264 - 341502.21) + (414264 - 341502.21)(375{,}898 - 341502.21) + \ldots + (277260 - 341502.21)(313736 - 341502.21)}{(399795 - 341502.21)^2 + (369867 - 341502.21)^2 + \cdots + (277260 - 341502.21)^2}$$

$$= \frac{31864942540}{1.34296E + 11} = 0.237273$$

Berikut merupakan cara manual untuk menghitung nilai PACF:

$\hat{\phi_{11}} = \hat{\rho}_1 = 0.237273$

$$\emptyset_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

$\hat{\phi_{22}} = \frac{\hat{\rho}_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2} = \frac{0.170123 - 0.237273^2}{1 - 0.237273^2} = 0.120614$

Setelah melakukan uji stasioner terhadap rata-rata dan varians maka Kemudian dilakukan uji parameter terhadap data yang digunakan.

4.1.2. Identifikasi Model

Identifikasi model dilakukan untuk menentukan orde p dan orde q yang akan digunakan dalam Model ARIMA dalam data yang diuji. Berikut merupakan penjelasan untuk orde yang didapatkan dari hasil proses stasioner yang dilihat dari plot ACF dan Plot PACF yang didapatkan.

1. Dari Gambar 4.5 plot ACF non musiman diketahui jika bentuk pola *cut off* pada *lag* ke 2 dan pada *lag* ke-1 keluar dari garis selang kepercayaan sehingga nilai MA (q) = 1.

2. Dari Gambar 4.6 plot PACF non musiman diketahui jika bentuk pola *dies down* sehingga nilai AR (p) = 0.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3. Dari GAMBAR 4.7 plot ACF musiman diketahui jika pola berbentuk *cut off* pada *lag* ke 2 dan pada *lag* ke-1 keluar dari garis selang kepercayaan sehingga nilai MA (Q) = 1.

4. Dari Gambar 4.8 plot PACF musiman diketahui jika bentuk pola *dies down* sehingga nilai AR (P) = 0.

Dari gambar tersebut diketahui jika model yang digunakan kemungkinan yaitu Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$, akan tetapi dalam SARIMA dilakukan pendugaan model lain yaitu Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ sehingga dapat dicari model terbaik yang akan didapakan . Berikut merupakan proses yang akan dilakukan.

4.1.3. Uji Parameter

Setelah melakukan pendugaan parameter maka perlu dilakukan uji parameter untuk mengetahui apakah model signifikan atau tidak signifikan. Model yang signifikan dipilih untuk mencari model yang terbaik agar mendapatkan hasil yang nilai kesalahannya terkecil. Berikut ini merupakan pendugaan model SARIMA yang diperkirakan cocok digunakan.

1. Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$

   Berikut merupakan Tabel 4.2 hasil uji parameter:

Tabel 4.2 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$

Parameter	Lag	Estimasi	SE Estimasi	T-hitung	*P-Value*
θ_1	1	0,8613	0,1516	5,68	0,000

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Θ_1	12	0,5963	0,2284	2,61	0,014

Pada Tabel 4.2 tersebut diketahui hasil dari Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$. Dalam melakukan pengujian parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut ini:

$H_0 : estimasi\ parameter\ =\ 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1 : estimasi\ parameter\ \neq\ 0$ (parameter signifikan dalam model)

Kriteria penolakan H_0 apabila *P-Value* $<\ \alpha(0,05)$ atau uji statistik $t\ hitung > t\ tabel$.

Dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$t\ hitung\ =\ \frac{estimasi\ parameter(\theta_1)}{standart\ error\ parameter(\theta_1)}\ =\ \frac{0{,}8613}{0{,}1516}\ =\ 5,68$

$$| \ t\ hitung\ | > t_{a/2,df}$$

$$5,68 > t_{0{,}05/2,\ 48-2}$$

$$5,68 > t_{0{,}025,\ 46}$$

$$5,68 > 2,01290$$

Dari hasil uji signifikan menunjukkan bahwa parameter θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 5,68 > 2,01290$. Parameter Θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,014 < 0,05$ dan $t\ hitung = 2,61 > 2,01290$ sehingga telah signifikan karena memiliki nilai *P-Value* $< (0,05)$ dan hasil perhitungan uji statistik menunjukkan $t\ hitung\ >\ t\ tabel$. Maka dari itu didapatkan bahwa hipotesis H_0 ditolak. Dari uji yang telah dilakukan terhadap Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ dapat disimpulkan bahwa semua parameter signifikan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2. Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$

   Berikut merupakan Tabel 4.3 hasil uji parameter:

Tabel 4.3 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$

Parameter	Lag	Estimasi	SE Estimasi	T-hitung	*P-Value*
Φ_1	12	-0,7752	0,0903	-8,59	0,000
Φ_2	24	-0,9880	0,0963	-10,26	0,000
θ_1	1	0,9663	0,1431	6,75	0,000
Θ_1	12	-0,6926	0,2329	-2,97	0,006

Pada Tabel 4.3 tersebut diketahui hasil dari Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$. Dalam melakukan pengujian parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut ini:

$H_0 : estimasi\ parameter\ =\ 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1 : estimasi\ parameter\ \neq\ 0$ (parameter signifikan dalam model)

Kriteria penolakan H_0 apabila *P-Value* $<\ \alpha(0,05)$ atau uji statistik $t\ hitung > t\ tabel.$

Dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$t\ hitung\ =\ \frac{estimasi\ parameter}{standart\ error\ parameter} = \frac{-0{,}7752}{0{,}0903} = -8,59$

$$|\ t\ hitung\ | > t_{a/2,df}$$

$$|\ -8,59\ | > t_{0{,}05/2,\ 48-6}$$

$$8,59 > t_{0{,}025,\ 42}$$

$$8,59 > 2,01808$$

Dari hasil uji signifikan menunjukkan bahwa parameter Φ_1 memiliki nilai

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

P-Value $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 8,59 > 2,01808$. Parameter Φ_2 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 10,26 > 2,01808$. Parameter θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 6,75 > 2,01808$. Parameter Θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,006 < 0,05$ dan $t\ hitung = 2,97 > 2,01808$ sehingga telah signifikan karena memiliki nilai *P-Value* $< (0,05)$ dan hasil perhitungan uji statistik menunjukkan $t\ hitung > t\ tabel$. Maka dari itu didapatkan bahwa hipotesis H_0 ditolak. Dari uji yang telah dilakukan terhadap Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ dapat disimpulkan bahwa semua parameter signifikan.

3. Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$

   Berikut merupakan Tabel 4.4 hasil uji parameter:

Tabel 4.4 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$

Parameter	Lag	Estimasi	SE Estimasi	T-hitung	*P-Value*
ϕ_1	1	-0,7795	0,1410	-5,53	0,000
ϕ_2	2	-0,5165	0,1420	-3,64	0,001
Θ_1	12	0,7865	0,1636	4,81	0,000

Pada Tabel 4.4 tersebut diketahui hasil dari Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$. Dalam melakukan pengujian parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut ini:

$H_0 : estimasi\ parameter\ =\ 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1 : estimasi\ parameter\ \neq\ 0$ (parameter signifikan dalam model)

Kriteria penolakan H_0 apabila *P-Value* $< \alpha(0,05)$ atau uji statistik $t\ hitung > t\ tabel$.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$t\ hitung\ =\ \frac{estimasi\ parameter}{standart\ error\ parameter} = \frac{-0{,}7795}{0{,}1410} = -5,53$

$$| \ t\ hitung\ | > t_{a/2,df}$$

$$| -5,53 | > t_{0{,}05/2,\ 48-3}$$

$$5,53 > t_{0{,}025,\ 45}$$

$$5,53 > 2,01410$$

Dari hasil uji signifikan menunjukkan bahwa parameter ϕ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 5,53 > 2,01410$. Parameter ϕ_2 memiliki nilai *P-Value* $= 0,001 < 0,05$ dan $t\ hitung = 3,64 > 2,01410$. Parameter Θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 4,81 > 2,01410$ sehingga telah signifikan karena memiliki nilai *P-Value* $< (0,05)$ dan hasil perhitungan uji statistik menunjukkan $t\ hitung > t\ tabel$. Maka dari itu didapatkan bahwa hipotesis H_0 ditolak. Dari uji yang telah dilakukan terhadap Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$ dapat disimpulkan bahwa semua parameter signifikan.

4. Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$

   Berikut merupakan Tabel 4.5 hasil uji parameter:

Tabel 4.5 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$

Parameter	Lag	Estimasi	SE Estimasi	T-hitung	*P-Value*
ϕ_1	1	-0,5978	0,1484	-4,03	0,000
Φ_1	12	-0,9560	0,1392	-6,87	0,000
Φ_2	24	-0,9527	0,1288	-7,40	0,000
Θ_1	12	0,7288	0,2212	3,29	0,003

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pada Tabel 4.5 tersebut diketahui hasil dari Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$. Dalam melakukan pengujian parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut ini:

$H_0 : estimasi\ parameter\ =\ 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1 : estimasi\ parameter\ \neq\ 0$ (parameter signifikan dalam model)

Kriteria penolakan H_0 apabila *P-Value* $<\ \alpha(0,05)$ atau uji statistik $t\ hitung > t\ tabel$.

Dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$t\ hitung\ =\ \frac{estimasi\ parameter}{standart\ error\ parameter} = \frac{-0{,}5978}{0{,}1484} = -4,03$

$$| \ t\ hitung\ | > t_{a/2,df}$$

$$| \ -4,03\ | > t_{0{,}05/2,\ 48-4}$$

$$4,03 > t_{0{,}025,\ 44}$$

$$4,03 > 2,01537$$

Dari hasil uji signifikan menunjukkan bahwa parameter ϕ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 4,03 > 2,01537$. Parameter Φ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 6,87 > 2,01537$. Parameter Φ_2 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 7,40 > 2,01537$. Parameter Θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,003 < 0,05$ dan $t\ hitung = 3,29 > 2,01537$ sehingga telah signifikan karena memiliki nilai *P-Value* $< (0,05)$ dan hasil perhitungan uji statistik menunjukkan $t\ hitung > t\ tabel$. Maka dari itu didapatkan bahwa hipotesis H_0 ditolak. Dari uji yang telah dilakukan terhadap Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$ dapat disimpulkan bahwa semua parameter signifikan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

5. Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$

   Berikut merupakan Tabel 4.6 hasil uji parameter:

Tabel 4.6 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,0)^{12}$

Parameter	Lag	Estimasi	SE Estimasi	T-hitung	*P-Value*
Φ_1	12	-0,9973	0,0704	-14,17	0,000
θ_1	1	0,9543	0,1174	8,12	0,000
Θ_1	12	-0,6771	0,2718	-2,49	0,018

Pada Tabel 4.6 tersebut diketahui hasil dari Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,0)^{12}$. Dalam melakukan pengujian parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut ini:

$H_0 : estimasi\ parameter\ =\ 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1 : estimasi\ parameter\ \neq\ 0$ (parameter signifikan dalam model)

Kriteria penolakan H_0 apabila *P-Value* $<\ \alpha(0,05)$ atau uji statistik $t\ hitung > t\ tabel.$

Dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$t\ hitung\ =\ \frac{estimasi\ parameter}{standart\ error\ parameter} = \frac{-0{,}9973}{0{,}0704} = -14,17$

$$|\ t\ hitung\ | > t_{a/2,df}$$

$$|\ -14,17\ | > t_{0{,}05/2,\ 48-3}$$

$$14,17 > t_{0{,}025,\ 45}$$

$$14,17 > 2,01410$$

Dari hasil uji signifikan menunjukkan bahwa parameter Φ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 14,17 > 2,01410$. Parameter θ_1

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 8,12 > 2,01410$. Parameter Θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,018 < 0,05$ dan $t\ hitung = 2,49 > 2,01410$ sehingga telah signifikan karena memiliki nilai *P-Value* $< (0,05)$ dan hasil perhitungan uji statistik menunjukkan $t\ hitung > t\ tabel$. Maka dari itu didapatkan bahwa hipotesis H_0 ditolak. Dari uji yang telah dilakukan terhadap Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,0)^{12}$ dapat disimpulkan bahwa semua parameter signifikan.

Diketahui dari 5 Model dugaan yaitu Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ yang telah dilakukan pengujian pada setiap parameter, semua model memiliki parameter yang signifikan karena memilki nilai *P-Value* $< \alpha(0,05)$. Setelah mendapatkan model yang memiliki parameter signifikan maka proses selanjutnya yaitu dilakukan pengujian asumsi residual *White Noise*.

4.1.4. Uji Residual

Pengujian residual *White Noise* dilakukan dengan menggunakan statistik uji Ljung-Box. *White noise* merupakan suatu istilah yang menunjukan bahwa suatu data bersifat acak atau random dan stasioner. Dalam mengetahui uji normalitas dapat dilihat dari hasil Uji Ljung-Box untuk mengetahui jika model memenuhi kelayakan pada uji residu *White Noise* atau tidak. Berikut merupakan bentuk pengujian asumsi residual white noise menggunakan Minitab terhadap Model yang sabelumnya telah memenuhi Uji Parameter Signifikan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1. Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$.

Tabel 4.7 Pengujian Residu *White Noise* Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$

Lag	Chi-Square	DF	*P-Value*
12	10,5	9	0,311
24	19,2	21	0,574

Berdasarkan Tabel 4.7 Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ diketahui hasil residual dengan menggunakan uji Ljung-Box. Dalam melakukan pengujian dapat menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_n = 0$ (Residu *White Noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0, k = 1, 2, 3, ..., n$ (Residu tidak *White Noise*)

Kriteria diterima H_0 apabila *P-Value* $>$ $\alpha(0,05)$ atau uji statistik $Q < X^2\ tabel$.

Perhitungan dapat dilakukan sebagai berikut ini:

Untuk *lag* 12,

$$\mathbb{Q}(Chi - Square) < X^2_{(1-\alpha),df=K-p-q}$$

$$10,5 < X^2_{(1-0,05),df=12-1-1}$$

$$10,5 < X^2_{0,05\ ,\ 10}$$

$$10,5 < 18,30704$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Untuk *lag* 24,

$$19,2 < X^2_{(1-0,05),df=24-1-1}$$

$$19,2 < X^2_{0,05\ ,\ 22}$$

$$19,2 < 33,92444$$

Diketahui pada tabel *lag* 12 memiliki nilai *P-Value* $= 0,311 > 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 10,5 < 18,30704$. Pada *lag* 24 memiliki nilai *P-Value* $= 0,574 > 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 19,2 < 33,92444$ sehingga H_0 diterima karena semua *lag* memiliki nilai *P-Value* $> \alpha(0,05)$ dan uji statistik $Q < X^2\ tabel$. Maka dapat disimpulkan bahwa Residual Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ memenuhi asumsi *White Noise* sehingga model telah layak dipilih.

2. Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$.

Tabel 4.8 Pengujian Residu *White Noise* Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$

Lag	Chi-Square	DF	*P-Value*
12	25,0	7	0,001
24	29,4	17	0,061

Dari Tabel 4.8 Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ diketahui hasil residual dengan menggunakan uji Ljung-Box. Dalam melakukan pengujian dapat menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_n = 0$ (Residu *White Noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0, k = 1,2,3,...,n$ (Residu tidak *White Noise*)

Kriteria diterima H_0 apabila *P-Value* $> \alpha(0,05)$ atau uji statistik

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$Q < X^2\ tabel.$

Perhitungan dapat dilakukan sebagai berikut ini:

Untuk *lag* 12,

$$\mathbb{Q}(Chi - Square) < X^2_{(1-\alpha),df=K-p-q}$$
$$25,0 < X^2_{(1-0,05),df=12-4-1}$$
$$25,0 < X^2_{0,05\ ,\ 7}$$
$$25,0 > 14,06714$$

Untuk *lag* 24,

$$29,4 < X^2_{(1-0,05),df=24-4-1}$$
$$29,4 < X^2_{0,05\ ,\ 19}$$
$$29,4 < 30,14353$$

Diketahui pada tabel *lag* 12 memiliki nilai *P-Value* $= 0,001 < 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 25,0 > 14,06714$. Pada *lag* 24 memiliki nilai *P-Value* $= 0,061 > 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 29,4 < 30,14353$. Maka H_0 ditolak karena pada *lag* 12 memiliki nilai *P-Value* $< \alpha(0,05)$ dan uji statistik $Q > X^2\ tabel$. Dapat disimpulkan bahwa Residual Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ tidak memenuhi asumsi *White Noise* sehingga model tidak dapat dipilih.

3. Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$

Tabel 4.9 Pengujian Residu *White Noise* Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$

Lag	Chi-Square	DF	*P-Value*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

12	10,3	8	0,245
24	18,6	20	0,548

Dari Tabel 4.9 Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$ diketahui hasil residual dengan menggunakan uji Ljung-Box. Dalam melakukan pengujian dapat menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_n = 0$ (Residu *White Noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0, k = 1, 2, 3, ..., n$ (Residu tidak *White Noise*)

Kriteria diterima H_0 apabila *P-Value* $>$ $\alpha(0,05)$ atau uji statistik $Q < X^2\ tabel.$

Perhitungan dapat dilakukan sebagai berikut ini:

Untuk *lag* 12,

$$\mathbb{Q}(Chi - Square) < X^2_{(1-\alpha),df=K-p-q}$$

$$10,3 < X^2_{(1-0,05),df=12-2-1}$$

$$10,3 < X^2_{0,05\ ,\ 9}$$

$$10,3 < 16,91898$$

Untuk *lag* 24,

$$18,6 < X^2_{(1-0,05),df=24-2-1}$$

$$18,6 < X^2_{0,05\ ,\ 21}$$

$$18,6 < 32,67057$$

Diketahui pada tabel *lag* 12 memiliki nilai *P-Value* $= 0,245 > 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 10,3 < 16,91898$. Pada *lag* 24 memiliki nilai

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

P-Value $= 0,548 > 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 18,6 < 32,67057$ sehingga H_0 diterima karena semua *lag* memiliki nilai *P-Value* $> \alpha(0,05)$ dan uji statistik $Q < X^2\ tabel$. Maka dapat disimpulkan bahwa Residual Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$ memenuhi asumsi *White Noise* sehingga model telah layak dipilih.

4. Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$

Tabel 4.10 Pengujian Residu *White Noise* Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$

Lag	Chi-Square	DF	*P-Value*
12	25,4	7	0,001
24	29,0	19	0,067

Dari Tabel 4.10 Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$ diketahui hasil residual dengan menggunakan uji Ljung-Box. Dalam melakukan pengujian dapat menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_n = 0$ (Residu *White Noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0, k = 1,2,3,...,n$ (Residu tidak *White Noise*)

Kriteria diterima H_0 apabila *P-Value* $> \alpha(0,05)$ atau uji statistik $Q < X^2\ tabel$.

Perhitungan dapat dilakukan sebagai berikut ini:

Untuk *lag* 12,

$$\mathbb{Q}(Chi - Square) < X^2_{(1-\alpha),df=K-p-q}$$

$$25,4 < X^2_{(1-0,05),df=12-3-1}$$

$$25,4 < X^2_{0,05\ ,\ 8}$$

$$25,4 > 15,50731$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Untuk *lag* 24,

$$29,0 < X^2_{(1-0,05),df=24-3-1}$$

$$29,0 < X^2_{0,05\ ,\ 20}$$

$$29,04 < 31,41043$$

Diketahui pada tabel *lag* 12 memiliki nilai *P-Value* $= 0,001 < 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 25,4 > 15,50731$. Pada *lag* 24 memiliki nilai *P-Value* $= 0,061 > 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 29,04 < 31,41043$. Maka H_0 ditolak karena pada *lag* 12 memiliki nilai *P-Value* $< \alpha(0,05)$ dan uji statistik $Q > X^2\ tabel$. Dapat disimpulkan bahwa Residual Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$ tidak memenuhi asumsi *White Noise* sehingga model tidak dapat dipilih.

5. Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$.

Tabel 4.11 Pengujian Residu *White Noise* Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$

Lag	Chi-Square	DF	*P-Value*
12	10,4	8	0,236
24	24,7	20	0,214

Dari Tabel 4.11 Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ diketahui hasil residual dengan menggunakan uji Ljung-Box. Dalam melakukan pengujian dapat menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_n = 0$ (Residu *White Noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0, k = 1,2,3,...,n$ (Residu tidak *White Noise*)

Kriteria diterima H_0 apabila *P-Value* $> \alpha(0,05)$ atau uji statistik

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$Q < X^2\ tabel.$

Perhitungan dapat dilakukan sebagai berikut ini:

Untuk *lag* 12,

$$\mathbb{Q}(Chi - Square) < X^2_{(1-\alpha),df=K-p-q}$$

$$10,4 < X^2_{(1-0,05),df=12-1-2}$$

$$10,4 < X^2_{0,05\ ,\ 9}$$

$$10,4 < 16,91898$$

Untuk *lag* 24,

$$24,7 < X^2_{(1-0,05),df=24-1-2}$$

$$24,7 < X^2_{0,05\ ,\ 21}$$

$$24,7 < 32,67057$$

Diketahui pada tabel *lag* 12 memiliki nilai *P-Value* $= 0,236 > 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 10,4 < 16,91898$. Pada *lag* 24 memiliki nilai *P-Value* $= 0,214 > 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 24,7 < 32,67057$ sehingga H_0 diterima karena semua *lag* memiliki nilai *P-Value* $> \alpha(0,05)$ dan uji statistik $Q < X^2\ tabel.$ Maka dapat disimpulkan bahwa Residual Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ memenuhi asumsi *White Noise* sehingga model telah layak dipilih.

Berdasarkan uji residual dari 5 model, diketahui jika terdapat 3 Model yaitu model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$, model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$ dan Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ telah memenuhi Uji residu *White Noise* kemudian

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

terdapat 2 Model yang tidak memenuhi Uji residu *White Noise* yaitu Model SARIMA $(0,1,1)(2,1,1)^{12}$ dan Model SARIMA $(1,1,0)(2,1,1)^{12}$. Setelah mendapatkan 3 Model yang memenuhi syarat residu *White Noise* maka proses berikutnya yang dilakukan yaitu mencari model terbaik yang akan digunakan dalam penelitian ini.

4.1.5. Model Terbaik

Proses peramalan dilakukan untuk mengetahui perkiraan data periode mendatang. Dari proses yang telah dilakukan dapat disimpulkan dalam Tabel 4.12 berikut ini:

Tabel 4.12 Pengujian Pada Setiap Model ARIMA

Model	Uji Parameter	Uji Residual
SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	Signifikan	Memenuhi *White Noise*
SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$	Signifikan	Memenuhi *White Noise*
SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$	Signifikan	Memenuhi *White Noise*

Diketahui jika Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$ dan Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ merupakan hasil yang memenuhi proses dari stasioner terhadap rata-rata dan variansi, uji parameter dan uji residual yang telah dilakukan. Dikarenakan terdapat 3 model yang memenuhi syarat maka proses selanjutnya yang dilakukan yaitu mendapatkan hasil kesalahan (*Error*) menggunakan salah satu metode perhitungan kesalahan yaitu MAPE dengan tujuan untuk mendapatkan hasil peramalan terbaik dari ke-3 model yang telah dipilih menggunakan data pada tahun 2019.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.1.6. Kesalahan (*Error*)

Proses selanjutnya yaitu menghitung nilai kesalahan yang dihasilkan dari proses peramalan tersebut. Cara menghitung kesalahan memiliki banyak model, akan tetapi untuk menghitung kesalahan penelitian ini menggunakan MAPE (*Mean Absolute Persentage Error*). Dalam melakukan perhitungan MAPE menggunakan data *out sample* yaitu tahun 2019 dengan periode ke 49 hingga 60. Berikut ini merupakan Tabel 4.13 hasil dari perhitungan MAPE menggunakan Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ beserta penjelasan hasil MAPE yang dilakukan.

Tabel 4.13 Menghitung Kesalahan Menggunakan MAPE Pada Tahun 2019

Periode	Data Asli	Peramalan	*Error*	$\|PE_t\|$
49	289.107	291.127,32	- 2.020,32	0,70
50	248.181	259.794,01	- 11.613,01	4,68
51	290.004	291.990,79	- 1.986,79	0,69
52	279.500	293.014,22	- 13.514,22	4,84
53	290.832	271.824,06	19.007,94	6,54
54	318.711	338.961,18	- 20.250,18	6,35
55	293.498	304.785,36	- 11.287,36	3,85
56	283.320	266.684,24	16.635,76	5,87
57	275.998	268.379,75	7.618,25	2,76
58	286.569	258.841,34	27.727,66	9,68
59	277.260	246.917,30	30.342,70	10,94
60	313.736	342.317,70	- 28.581,70	9,11
Jumlah	3.446.716	3.434.637,28	12.078,72	66,00

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dikarenakan data yang digunakan merupakan data *out sample* untuk menghitung nilai kesalahan (*error*) maka dilakukan perhitungan mulai dari data Tahun 2019 periode ke 49 hingga 60.

Untuk mendapatkan hasil seperti dalam Tabel 4.14 tersebut dapat menggunakan rumus sebagaimana ini:

Mengitung nilai *Error* = data asli - data peramalan

$Error_{49}$ = 289.107 - 291.127,32 = - 2,020.32

$Error_{50}$ = 248.181 - 259.794,01 = - 11,613.01

$Error_{51}$ = 290.004 - 291.990,79 = - 1,986.79

Untuk menghitung data ke-52 hingga ke-60 menggunakan cara yang sama seperti diatas.

Kemudian menghitung nilai $|PE_t|$ menggunakan rumus berikuti ni:

$|PE_t| = |(\frac{e_t}{Y_t}) \times 100|$

$|PE_{49}| = |(\frac{e_{49}}{Y_{49}}) \times 100| = |(\frac{-2{,}020.32}{289.107}) \times 100| = 0,70$

$|PE_{50}| = |(\frac{e_{50}}{Y_{50}}) \times 100| = |(\frac{-11{,}613.01}{248.181}) \times 100| = 4,68$

$|PE_{51}| = |(\frac{e_{51}}{Y_{51}}) \times 100| = |(\frac{-1{,}986.79}{290.004}) \times 100| = 0,69$

Untuk menghitung $|PE_t|$ hingga data ke-60 dapat menggunakan cara seperti diatas.

Setelah mendapatkan nilai tersebut maka kemudian akan dilakukan perhitungan untuk mengetahui hasil dari MAPE tersebut. Berikut merupakan persamaan yang digunakan dalam menghitung nilai MAPE dengan jumlah peramalan data 12 periode.

$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} |PE_t|}{n}$ = $\frac{66{,}00}{12} = 5,50\%$

Hasil MAPE yang didapatkan dibawah 10% sehingga hasil peramalan dinilai sangat baik.

Untuk Model SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$ dan Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

yang telah terpilih sebelumnya dilakukan pengujian hasil MAPE pada tabel 4.14 berikut ini:

Tabel 4.14 Pengujian Hasil MAPE Pada Model SARIMA

Model	MAPE
SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	$5,50\%$
SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$	$7,61\%$
SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$	$13,15\%$

Dari hasil ke-3 Model yang telah dilakukan uji MAPE diketahui jika Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ memiliki nilai kesalahan terkecil yaitu $5,50\%$.

4.1.7. Peramalan

Setelah mengetahui hasil kesalahan yang didapat dari Model ARIMA dengan hasil kesalahan terkecil maka dapat diketahui data hasil peramalan 12 periode mendatang pada tahun 2020 pada tabel berikut ini:

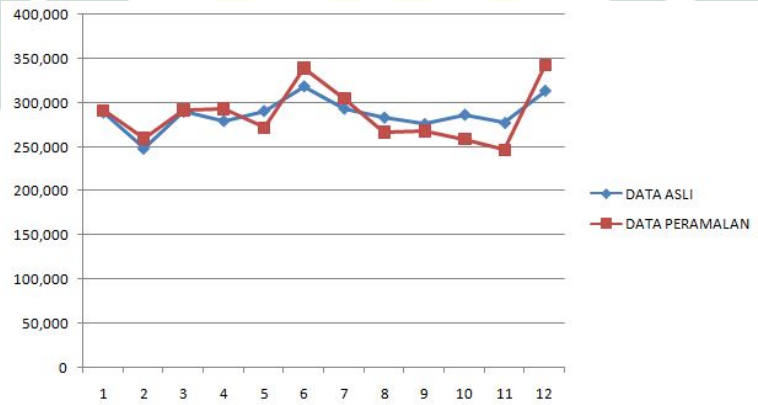
Tabel 4.15 Peramalan Hasil Dari Model ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ **Untuk Tahun 2020**

Periode	Peramalan
61	278.773
62	247.825
63	280.406
64	281.814
65	261.009
66	328.530
67	294.739

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

68	257.022
69	259.102
70	249.949
71	238.409
72	334.194

Hasil dari peramalan dari Tabel 4.15 digunakan untuk meramalkan data pada tahun 2020 sebanyak 12 periode menggunakan Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$. Dengan hasil peramalan tertinggi pada bulan Desember sebanyak 334.194 penumpang dan hasil peramalan terendah pada bulan November sebanyak 238.409 penumpang. Berikut merupakan hasil Plot Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Plot Data Asli dan Data Peramalan

Setelah mendapatkan Model terbaik yang digunakan yaitu Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$, maka persamaan peramalan yang didapatkan sebagai berikut ini: $(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t$

$(1-B)^1(1-B^{12})^1 Y_t = (1-\theta_1(B))(1-\Theta_1(B^{12})a_t$

$(1-B^{12}-B+B^{13})Y_t = (1-\Theta_1 B^{12}-\theta_1 B+\theta_1\Theta_1 B^{13})a_t$

$Y_t - Y_{t-12} - Y_{t-1} + Y_{t-13} = a_t - \Theta_1 a_{t-12} - \theta_1 a_{t-1} + \theta_1\Theta_1 a_{t-13}$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \Theta_1 a_{t-12} + \theta_1 \Theta_1 a_{t-13}$

nilai dari $\theta_1 = 0,8613$ dan $\Theta_1 = 0,5963$, maka

$$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + a_t - 0,8613a_{t-1} - 0,5963a_{t-12} + (0,8613)(0,5963)a_{t-13}$$

$$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + a_t - 0,8613a_{t-1} - 0,5963a_{t-12} + 0,5136a_{t-13}$$

4.2. Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Bus AKDP

Berikut ini merupakan data yang didapat dari Dinas Perhubungan Terminal Purabaya untuk tahun 2015 hingga tahun 2019. Total jumlah data sebanyak 60 dari Bulan Januari 2015 hingga Desember 2019. Data dibagi menjadi *in sample* dan *out sample*. Data *in sample* sebanyak 48 data dari bulan Januari 2015 hingga Desember 2018 dan untuk data *out sample* sebanyak 12 data dari Januari 2019 hingga Desember 2019 untuk menguji hasil kesalahan (*error*) peramalan yang telah dlakukan. Data tersebut merupakan jumlah penumpang keberangkatan bus AKDP (antar kota dalam provinsi) dari terminal bus Purabaya Surabaya. Dapat dinyatakan pada Tabel 4.16 sebagai berikut:

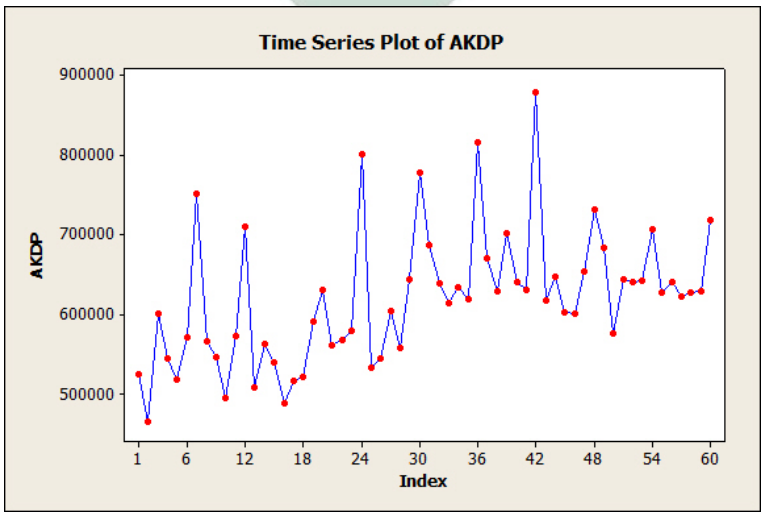
Tabel 4.16 Jumlah Penumpang Keberangkatan AKDP

	Tahun				
Bulan	2015	2016	2017	2018	2019
Januari	524.731	509.020	532.709	670.452	683.613
Februari	465.317	563.637	544.133	628.616	575.876
Maret	600.683	539.314	604.084	702.359	643.580
April	544.404	489.247	558.282	640.572	641.277
Mei	517.789	516.225	643.297	630.465	642.511

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Juni	571.201	521.640	777.606	878.585	706.785
Juli	750.946	590.177	686.429	617.143	626.585
Agustus	565.501	631.323	639.386	647.024	640.019
September	545.960	560.993	613.712	603.263	622.854
Oktober	494.270	568.247	634.679	601.472	628.003
November	572.299	579.699	619.310	653.969	628.877
Desember	710.649	800.825	814.960	732.146	717.784

Dari tabel tersebut diketahui jika jumlah seluaruh penumpang keberangkatan AKDP dari tahun 2015 hingga 2019 sebanyak 37.166.514 penumpang. Jumlah penumpang selama periode tersebut terlihat mengalami fluktuatif. Jumlah penumpang paling sedikit terjadi pada bulan Februari tahun 2015 sebanyak 465.317 penumpang. Kenaikan penumpang terjadi pada bulan Juni 2018 sebanyak 878.585 penumpang karena bulan tersebut periode liburan Hari Raya Idul Fitri dimana banyak masyarakat yang melakukan perjalanan kekampung halaman masing-masing. Berikut merupakan Gambar 4.10 plot *Times Series* dari data tersebut.

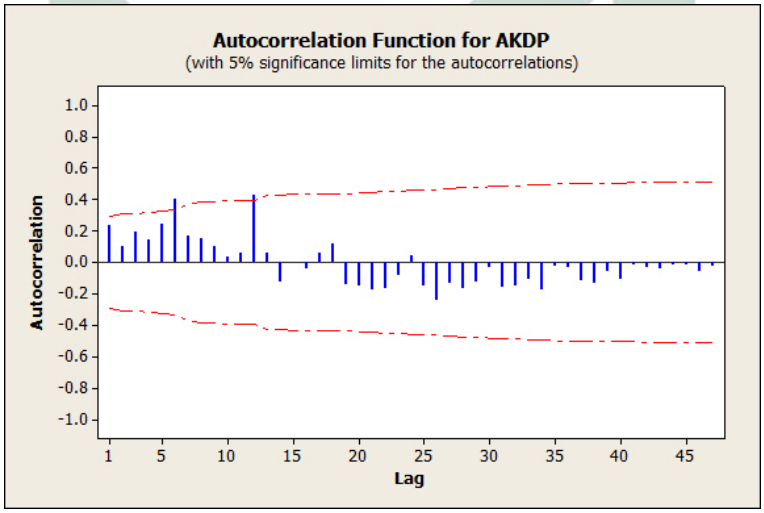


Gambar 4.10 Plot *Times Series* Data Penumpang AKDP

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dapat terlihat dari plot data tersebut jika bentuk plot *Times Series* mengalami tren positif atau mengalami kenaikan dari tahun 2015-2019 dan pola musiman yang berulang dalam selang waktu yang sama.. Dari data tersebut dapat diketahui jika data masih terdapat unsur tren untuk itu perlu dilakukan proses stasioner terhadap varians dan stasioner terhadap rata-rata. Berikut merupakan Gambar 4.12 hasil plot ACF data asli. Data *in sample* sebanyak 48 data dari bulan Januari 2015 hingga Desember 2018 untuk mendapatkan model terbaik yang akan digunakan dalam penelitian ini dan *out sample* sebanyak 12 data dari Januari 2019 hingga Desember 2019 untuk menguji hasil kesalahan (*error*) peramalan yang telah dilakukan.

Dalam metode SARIMA digunakan data yang berpola musiman. Dalam penelitian ini menggunakan data penumpang keberangkatan AKDP. Tahap awal yang dilakukan yaitu melakukan pengecekan data yang digunakan telah stasioner terhadap varians dan rata-rata atau belum. Berikut merupakan Gambar 4.11 ACF dari data asli jumlah penumpang AKAP sebelum data distasionerkan.



Gambar 4.11 Plot ACF Data Penumpang AKDP

Diketahui jika data belum stasioner karena plot yang terbentuk tidak

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

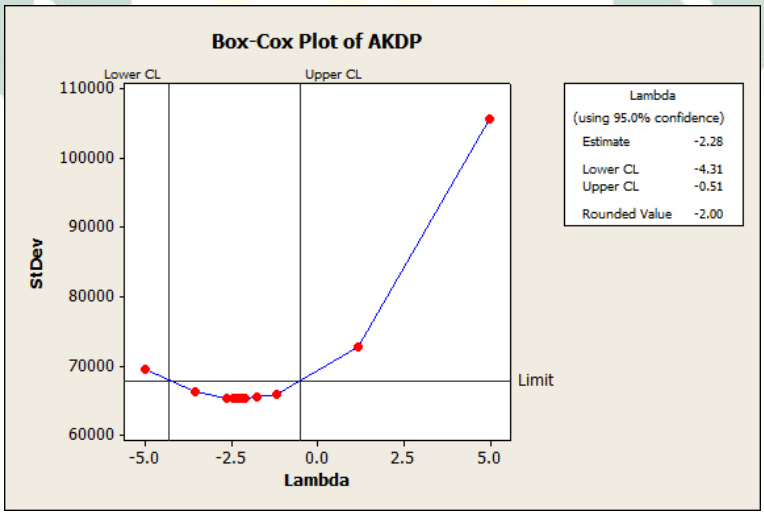
terpotong pada lag-lag awal dan terjadi penurunan secara perlahan-lahan maka data tersebut perlu dilakukan proses stasioner terhadap varians dan stasioner terhadap varians. Berikut merupakan langkah yang akan dilakukan selanjutnya.

4.2.1. Uji Stasioner

Data yang digunakan diketahui belum stasioner maka perlu dilakukan proses stasioner sebagai berikut:

1. Stasioner Terhadap Varians

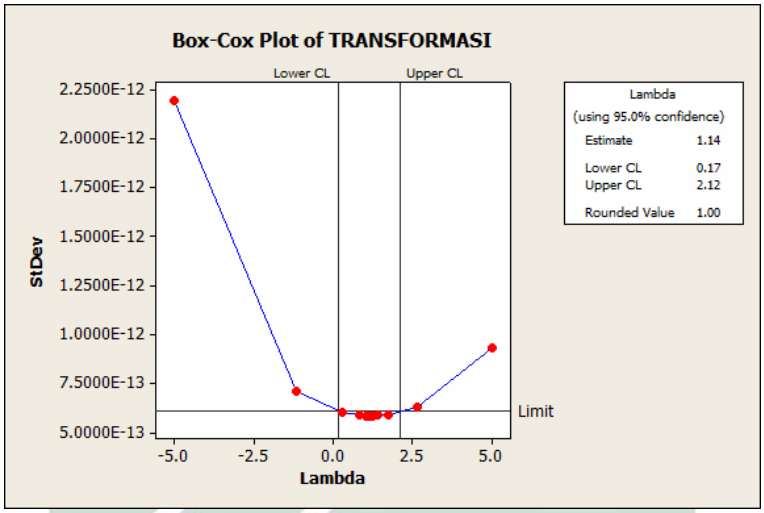
   Data yang digunakan perlu dilakukan uji stasioner terhadap varians dengan menggunakan *Box-Cox Transformation*. Barikut merupakan Gambar 4.12 plot sebelum dilakukan transformasi:



Gambar 4.12 Plot Box-Cox Transformation Penumpang AKDP

Dari plot tersebut diketahui jika *Rounded Value* = -2 sehingga perlu dilakukan transformasi hingga nilai *Rounded Value* (λ) sebesar 1. berikut merupakan Gambar 4.13 hasil dari transformasi data tersebut.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.13 Plot Setelah Box-Cox Transformation Penumpang AKDP

Setelah dilakukan proses stasioner data terhadap varians dengan menggunakan *Box-Cox Transformation* telah stasioner karena *Rounded Value* (λ) = 1. Berikut merupakan cara menghitung secara manual.

Rumus yang digunakan dalam Box-Cox Transformation seperti pada persamaan sebagai berikut:

$x = Y_t^{\lambda}$

untuk data ke-1 dengan λ awal yaitu -2 maka:

$x = Y_1^{-2} = 524.731^{-2} = 0.0000000000036$

untuk data ke-2,

$x = Y_2^{-2} = 465.317^{-2} = 0.0000000000046$

untuk data ke-3,

$x = Y_3^{-2} = 600.683^{-2} = 0.0000000000027$

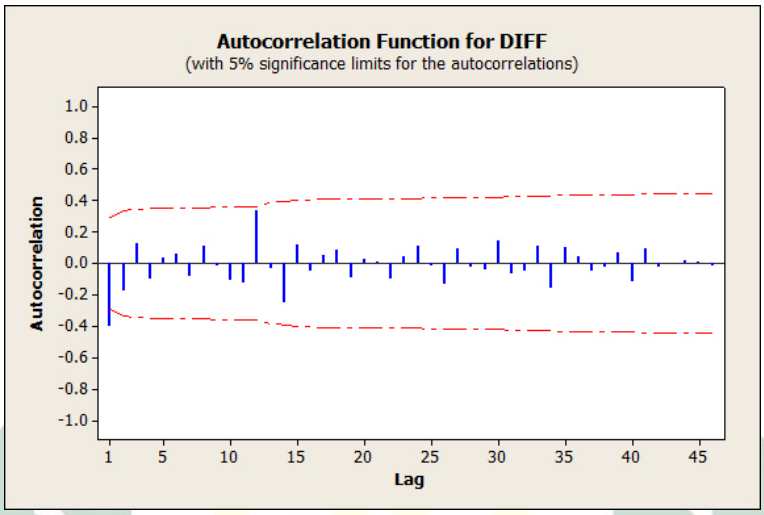
untuk data hingga ke-60 menggunakan cara yang sama dengan nilai Y_t sesuai dengan urutannya.

2. Stasioner Terhadap Rata-Rata

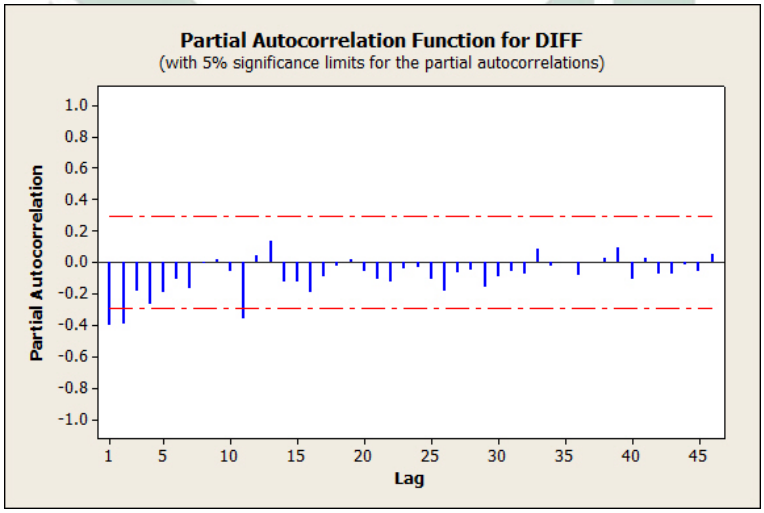
Proses berikut yaitu stasioner rata-rata dengan melakukan *Differencing*. Dari

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

data tersebut diketahui jika terdapat unsur tren. Proses *Differencing* dilakukan dengan cara data sekarang dikurangi data sebelumnya. berikut merupakan Gambar 4.14 plot ACF dan Gambar 4.15 plot PACF hasil *Differencing* terhadap data asli dengan *lag* 1.



Gambar 4.14 Plot ACF Penumpang AKDP *Differencing* Non Musiman



Gambar 4.15 Plot PACF Penumpang AKDP *Differencing* Non Musiman

Pada plot ACF diketahui jika pada *lag* ke-1 keluar dari selang kepercayaan dan pada *lag* ke-2 mengalami perubahan yang signifikan sehingga plot

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

memiliki pola *cut off* dan pada *lag* sekitar 12 juga mengalami perubahan signifikan sehingga diperkirakan terdapat unsur musiman. Pada plot PACF juga mengalami pola *cut off*. Berikut merupakan cara manual yang digunakan untuk proses *Differencing*.

Dengan menggunakan persamaan berikut:

$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$

untuk menghitung data ke-1 menggunakan data hasil transformasi berikut ini: $\Delta Y_1 = Y_1 - Y_0$

karena tidak ada data pada waktu ke-0 maka ΔY_1 tidak dapat dihitung.

untuk menghitung data ke-2 berikut ini:

$\Delta Y_2 = Y_2 - Y_1 = 0.0000000000046 - 0.0000000000036 = 0.0000000000010$

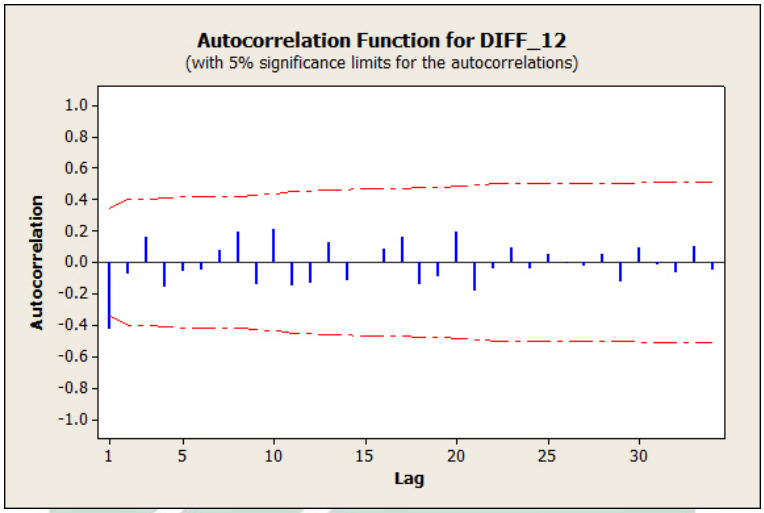
untuk menghitung data ke-3 berikut ini:

$\Delta Y_3 = Y_3 - Y_2 = 0.0000000000028 - 0.0000000000046 = -0.0000000000018$

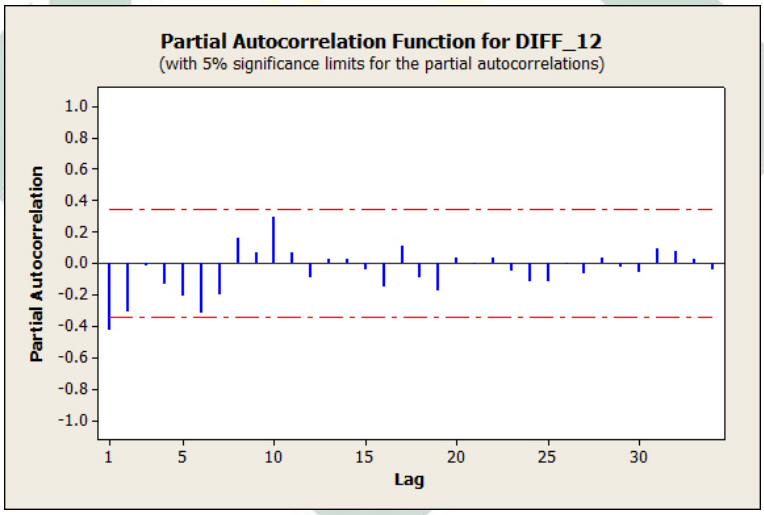
Data selanjutnya menggunakan cara yang sama hingga Y_t ke-60.

Proses kemudian yaitu melihat pola musiman pada Gambar 4.16 plot ACF dan Gambar 4.17 plot PACF dengan *lag* 12. Berikut merupakan hasil plot *Differencing* musiman.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.16 Plot ACF Penumpang AKDP *Differencing* Musiman



Gambar 4.17 Plot PACF Penumpang AKDP*Differencing* Musiman

Berikut merupakan cara manual untuk menghitung *differencing* musiman, periode musiman yang digunakan yaitu 12 bulan sehingga data ke-t akan dikurangin oleh data ke t-12. Nilai Z_t yang digunakan merupakan hasil dari *differencing* non musiman yang telah dihitung sebelumnya:

$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-12}$

untuk menghitung data ke-1 menggunakan data hasil transformasi berikut

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ini: $\Delta Y_{13} = Y_{13} - Y_1$

karena tidak ada data pada waktu ke-1 maka ΔY_1 tidak dapat dihitung.

untuk menghitung data ke-2 berikut ini:

$\Delta Y_{14} = Y_{14} - Y_2 = 0.0000000000031 - 0.0000000000046 = -0.0000000000015$

untuk menghitung data ke-3 berikut ini:

$\Delta Y_{15} = Y_{15} - Y_3 = 0.0000000000034 - 0.0000000000027 = 0.0000000000006$

Berikut merupakan cara menghitung ACF terhadap data asli secara manual.

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Y_t - \overline{Y})(Y_{t+k} - \overline{Y})}{(\sum_{t=1}^{n}(Y_t - \overline{Y})^2)}$$

$$\rho_1 = \frac{(524731 - 612682.29)(465316 - 612682.29) + (465316 - 612682.29)(600682 - 612682.29) + (600682 - 612682.29)(544404 - 612682.29) + \ldots + (653969 - 612682.29)(732146 - 612682.29)}{(524731 - 612682.29)^2 + (465316 - 612682.29)^2 + \cdots + (653969 - 612682.29)^2}$$

$$= \frac{89969834960.46}{365788460633.11} = 0.236725$$

Berikut merupakan cara manual untuk menghitung nilai PACF:

$\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1 = 0.236725$

$$\emptyset_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

$\hat{\phi}_{22} = \frac{\hat{\rho}_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2} = \frac{0.102328 - 0.236725^2}{1 - 0.236725^2} = 0.049037$

Setelah melakukan uji stasioner terhadap rata-rata dan varians maka Kemudian dilakukan uji parameter terhadap data yang digunakan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.2.2. Identifikasi Model

Identifikasi model berfungsi untuk menentukan orde p dan orde q yang akan digunakan dalam Model ARIMA dalam data yang diuji. Berikut merupakan penjelasan untuk orde yang didapatkan dari hasil stasioner terhadap varians dan stasioner terhadap rata-rata yang dilihat dari plot ACF dan Plot PACF yang didapatkan.

1. Dari Gambar 4.13 plot ACF non musiman diketahui jika bentuk pola *cut off* pada *lag* ke 2 dan pada *lag* ke-1 keluar dari garis selang kepercayaan sehingga nilai MA (q) = 1.
2. Dari Gambar 4.14 plot PACF non musiman diketahui jika bentuk pola *dies down* sehingga nilai AR (p) = 0.
3. Dari Gambar 4.15 plot ACF musiman diketahui jika pola berbentuk *cut off* pada *lag* ke 2 dan pada *lag* ke-1 keluar dari garis selang kepercayaan sehingga nilai MA (Q) = 1.
4. Dari Gambar 4.16 plot PACF musiman diketahui jika bentuk pola *dies down* sehingga nilai AR (P) = 0.

Dari gambar tersebut diketahui jika model yang digunakan kemungkinan yaitu Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$, akan tetapi dalam SARIMA dilakukan pendugaan model lain yaitu Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(1,1,1)(1,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ sehingga dapat dicari model terbaik yang akan didapakan . Berikut merupakan proses yang akan dilakukan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.2.3. Uji Parameter

Uji parameter dilakukan unuk mencari model yang terbaik untuk digunakan agar mendapatkan hasil yang nilai kesalahannya terkecil. Parameter dinyatakan signifikan jika nilai *P-Value* $< \alpha$ dengan nilai $\alpha = 5\%$ $(0,05)$. Berikut ini merupakan pendugaan model SARIMA yang diperkirakan cocok digunakan.

1. Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$

   Berikut merupakan Tabel 4.17 hasil uji parameter:

   Tabel 4.17 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$

Parameter	Lag	Estimasi	SE Estimasi	T-hitung	*P-Value*
θ_1	1	0,8254	0,0995	8,30	0,000
Θ_1	12	0,8181	0,1941	4,22	0,000

   Pada Tabel 4.17 tersebut diketahui hasil dari Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$. Dalam melakukan pengujian parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut ini:

   $H_0 : estimasi\ parameter\ =\ 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

   $H_1 : estimasi\ parameter\ \neq\ 0$ (parameter signifikan dalam model)

   Kriteria penolakan H_0 apabila *P-Value* $< \alpha(0,05)$ atau uji statistik $t\ hitung > t\ tabel.$

   Dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$t\ hitung\ =\ \frac{estimasi\ parameter}{standart\ error\ parameter} = \frac{0{,}8254}{0{,}0995} = 8,30$$

$$\mid t\ hitung \mid > t_{a/2,df}$$

$$8,30 > t_{0{,}05/2,\ 48-2}$$

$$8,30 > t_{0{,}025,\ 46}$$

$$8,30 > 2,01290$$

Dari hasil uji signifikan menunjukkan bahwa parameter θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 8,30 > 2,01290$. Parameter Θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 4,22 > 2,01290$ sehingga telah signifikan karena memiliki nilai *P-Value* $< (0,05)$ dan hasil perhitungan uji statistik menunjukkan $t\ hitung > t\ tabel$. Maka dari itu didapatkan bahwa hipotesis H_0 ditolak. Dari uji yang telah dilakukan terhadap Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ dapat disimpulkan bahwa semua parameter signifikan.

2. Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$

   Berikut merupakan Tabel 4.18 hasil uji parameter:

Tabel 4.18 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$

Parameter	Lag	Estimasi	SE Estimasi	T-hitung	*P-Value*
ϕ_1	1	-0,4134	0,1773	-2,33	0,027
Φ_1	12	-0,5998	0,1024	-5,86	0,000
Φ_2	24	-0,9755	0,0972	-10,03	0,000
θ_1	1	0,9506	0,1201	7,92	0,000
Θ_1	12	0,6846	0,2491	2,75	0,010

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pada Tabel 4.18 tersebut diketahui hasil dari Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$. Dalam melakukan pengujian parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut ini:

$H_0 : estimasi\ parameter\ =\ 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1 : estimasi\ parameter\ \neq\ 0$ (parameter signifikan dalam model)

Kriteria penolakan H_0 apabila *P-Value* $<\ \alpha(0,05)$ atau uji statistik $t\ hitung > t\ tabel$.

Dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$t\ hitung\ =\ \frac{estimasi\ parameter}{standart\ error\ parameter} = \frac{-0{,}4134}{0{,}1773} = -2,33$

$$| \ t\ hitung\ | > t_{a/2,df}$$

$$| -2,33 | > t_{0{,}05/2,\ 48-5}$$

$$2,33 > t_{0{,}025,\ 43}$$

$$2,33 > 2,01669$$

Dari hasil uji signifikan menunjukkan bahwa parameter ϕ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,027 < 0,05$ dan $t\ hitung = 2,33 > 2,01669$. Parameter Φ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 5,86 > 2,01669$. Parameter Φ_2 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 10,03 > 2,01669$. Parameter θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 7,92 > 2,01669$. Parameter Θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,010 < 0,05$ dan $t\ hitung = 2,75 > 2,01669$ sehingga telah signifikan karena memiliki nilai *P-Value* $< (0,05)$ dan hasil perhitungan uji statistik menunjukkan $t\ hitung > t\ tabel$. Maka dari itu didapatkan bahwa hipotesis H_0 ditolak. Dari uji yang telah dilakukan terhadap Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$ dapat disimpulkan bahwa

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

semua parameter signifikan.

3. Model SARIMA $(1,1,1)(1,1,1)^{12}$

   Berikut merupakan Tabel 4.19 hasil uji parameter:

Tabel 4.19 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(1,1,1)(1,1,1)^{12}$

Parameter	Lag	Estimasi	SE Estimasi	T-hitung	*P-Value*
ϕ_1	1	-0,1387	0,2491	-0,56	0,582
Φ_1	12	-0,1391	0,2614	-0,53	0,599
θ_1	1	0,7669	0,1423	5,39	0,000
Θ_1	12	0,8054	0,2366	3,40	0,002

Pada Tabel 4.19 tersebut diketahui hasil dari Model SARIMA $(1,1,1)(1,1,1)^{12}$. Dalam melakukan pengujian parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut ini:

$H_0 : estimasi\ parameter\ =\ 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1 : estimasi\ parameter\ \neq\ 0$ (parameter signifikan dalam model)

Kriteria penolakan H_0 apabila *P-Value* $<\ \alpha(0,05)$ atau uji statistik $t\ hitung > t\ tabel.$

Dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$t\ hitung\ =\ \frac{estimasi\ parameter}{standart\ error\ parameter} = \frac{-0{,}1387}{0{,}2491} = -0,56$

$$|\ t\ hitung\ | > t_{a/2,df}$$

$$|\ -0,56\ | > t_{0{,}05/2,\ 48-4}$$

$$0,56 > t_{0{,}025,\ 44}$$

$$0,56 < 2,01537$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dari hasil uji signifikan menunjukkan bahwa parameter ϕ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,582 > 0,05$ dan $t\ hitung = 0,56 < 2,01537$. Parameter Φ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,599 > 0,05$ dan $t\ hitung = 0,53 < 2,01537$. Parameter θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 5,39 > 2,01537$. Parameter Θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,002 < 0,05$ dan $t\ hitung = 3,40 > 2,01537$. Diketahui jika terdapat parameter yang tidak signifikan karena memiliki nilai *P-Value* $> (0,05)$ dan hasil perhitungan uji statistik menunjukkan $t\ hitung < t\ tabel$. Maka dari itu didapatkan bahwa hipotesis H_0 diterima. Dari uji yang telah dilakukan terhadap Model SARIMA $(1,1,1)(1,1,1)^{12}$ dapat disimpulkan bahwa parameter tidak signifikan.

4. Model SARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^{12}$

   Berikut merupakan Tabel 4.20 hasil uji parameter:

Tabel 4.20 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^{12}$

Parameter	Lag	Estimasi	SE Estimasi	T-hitung	*P-Value*
ϕ_1	1	-0,1397	0,2386	-0,59	0,563
θ_1	1	0,7420	0,1484	5,00	0,000
Θ_1	12	0,8095	0,2012	4,02	0,000

Pada Tabel 4.20 tersebut diketahui hasil dari Model SARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^{12}$. Dalam melakukan pengujian parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut ini:

$H_0 : estimasi\ parameter\ = 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1 : estimasi\ parameter\ \neq 0$ (parameter signifikan dalam model)

Kriteria penolakan H_0 apabila *P-Value* $< \alpha(0,05)$ atau uji statistik

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$t\ hitung > t\ tabel.$

Dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$t\ hitung\ =\ \frac{estimasi\ parameter}{standart\ error\ parameter} = \frac{-0{,}1397}{0{,}2386} = -0,59$

$$| t\ hitung | > t_{a/2,df}$$

$$| -0,59 | > t_{0{,}05/2,\ 48-3}$$

$$0,59 > t_{0{,}025,\ 45}$$

$$0,59 < 2,01410$$

Dari hasil uji signifikan menunjukkan bahwa parameter ϕ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,563 > 0,05$ dan $t\ hitung = 0,59 < 2,01410$. Parameter θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 5,00 > 2,01410$. Parameter Θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 4,02 > 2,01410$. Diketahui jika terdapat parameter yang tidak signifikan karena memiliki nilai *P-Value* $> (0,05)$ dan hasil perhitungan uji statistik menunjukkan $t\ hitung < t\ tabel$. Maka dari itu didapatkan bahwa hipotesis H_0 diterima. Dari uji yang telah dilakukan terhadap Model SARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^{12}$ dapat disimpulkan bahwa parameter tidak signifikan.

5. Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$

   Berikut merupakan Tabel 4.21 hasil uji parameter:

Tabel 4.21 Pengujian hasil signifikan Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$

Parameter	Lag	Estimasi	SE Estimasi	T-hitung	*P-Value*
Φ_1	12	-0,1590	0,2494	-0,64	0,529
θ_1	1	0,8930	0,0899	9,94	0,000

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Θ_1	12	0,8143	0,2308	3,53	0,001

Pada Tabel 4.21 tersebut diketahui hasil dari Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$. Dalam melakukan pengujian parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut ini:

$H_0 : estimasi\ parameter\ =\ 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1 : estimasi\ parameter\ \neq\ 0$ (parameter signifikan dalam model)

Kriteria penolakan H_0 apabila *P-Value* $<\ \alpha(0,05)$ atau uji statistik $t\ hitung > t\ tabel$.

Dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$t\ hitung\ =\ \frac{estimasi\ parameter}{standart\ error\ parameter}\ =\ \frac{-0{,}1590}{0{,}2494}\ =\ -0,64$$

$$\mid t\ hitung \mid > t_{a/2,df}$$

$$\mid -0,64 \mid > t_{0{,}05/2,\ 48-3}$$

$$0,64 > t_{0{,}025,\ 45}$$

$$0,64 < 2,01410$$

Dari hasil uji signifikan menunjukkan bahwa parameter Φ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,529 > 0,05$ dan $t\ hitung = 0,64 < 2,01410$. Parameter θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,000 < 0,05$ dan $t\ hitung = 9,94 > 2,01410$. Parameter Θ_1 memiliki nilai *P-Value* $= 0,001 < 0,05$ dan $t\ hitung = 3,53 > 2,01410$. Diketahui jika terdapat parameter yang tidak signifikan karena memiliki nilai *P-Value* $> (0,05)$ dan hasil perhitungan uji statistik menunjukkan $t\ hitung < t\ tabel$. Maka dari itu didapatkan bahwa hipotesis H_0 diterima. Dari uji yang telah dilakukan terhadap Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ dapat disimpulkan bahwa parameter tidak

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

signifikan.

Dari 5 model yaitu Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(1,1,1)(1,1,1)^{12}$, Model SARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^{12}$ dan Model SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$. Dari uji parameter terdapat 2 model yang memenuhi uji parameter dengan nilai *P-Value* $< \alpha(0,05)$ yaitu Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ dan Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$ sehingga model dipilih yang telah signifikan. Kemudian melakukan uji residual terhadap model yang telah dipilih berikut ini.

4.2.4. Uji Residual

Pengujian residual *White Noise* dilakukan dengan menggunakan statistik uji Ljung-Box. *White noise* merupakan suatu istilah yang menunjukan bahwa suatu data bersifat acak atau random dan stasioner. Dalam mengetahui uji normalitas dapat dilihat dari hasil Uji Ljung-Box untuk mengetahui jika model memenuhi kelayakan pada uji residu *White Noise* atau tidak. Berikut merupakan bentuk pengujian asumsi residual white noise menggunakan Minitab terhadap Model yang sabelumnya telah memenuhi Uji Parameter Signifikan.

1. Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$.

Tabel 4.22 Pengujian Ljung-Box Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$

Lag	Chi-Square	DF	*P-Value*
12	9,0	9	0,442
24	20,1	21	0,516

Berdasarkan Tabel 4.22 Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ diketahui hasil

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

residual dengan menggunakan uji Ljung-Box. Dalam melakukan pengujian dapat menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_n = 0$ (Residu *White Noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0, k = 1, 2, 3, ..., n$ (Residu tidak *White Noise*)

Kriteria diterima H_0 apabila *P-Value* $> \alpha(0,05)$ atau uji statistik $Q < X^2\ tabel$.

Perhitungan dapat dilakukan sebagai berikut ini:

Untuk *lag* 12,

$$\mathbb{Q}(Chi - Square) < X^2_{(1-\alpha),df=K-p-q}$$

$$9,0 < X^2_{(1-0,05),df=12-1-1}$$

$$9,0 < X^2_{0,05\ ,\ 10}$$

$$9,0 < 18,30704$$

Untuk *lag* 24,

$$20,1 < X^2_{(1-0,05),df=24-1-1}$$

$$20,1 < X^2_{0,05\ ,\ 22}$$

$$20,1 < 33,92444$$

Diketahui pada tabel *lag* 12 memiliki nilai *P-Value* $= 0,442 > 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 9,0 < 18,30704$. Pada *lag* 24 memiliki nilai *P-Value* $= 0,516 > 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 20,1 < 33,92444$ sehingga H_0 diterima karena semua *lag* memiliki nilai *P-Value* $> \alpha(0,05)$ dan uji statistik $Q < X^2\ tabel$. Maka dapat disimpulkan bahwa Residual Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ memenuhi asumsi *White Noise* sehingga model telah layak

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dipilih.

2. Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$

Tabel 4.23 Pengujian Ljung-Box Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$

Lag	Chi-Square	DF	*P-Value*
12	14,6	6	0,024
24	16,0	18	0,595

Berdasarkan Tabel 4.23 Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$ diketahui hasil residual dengan menggunakan uji Ljung-Box. Dalam melakukan pengujian dapat menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_n = 0$ (Residu *White Noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0, k = 1, 2, 3, ..., n$ (Residu tidak *White Noise*)

Kriteria diterima H_0 apabila *P-Value* $>$ $\alpha(0,05)$ atau uji statistik $Q < X^2\ tabel$.

Perhitungan dapat dilakukan sebagai berikut ini:

Untuk *lag* 12,

$$\mathbb{Q}(Chi - Square) < X^2_{(1-\alpha),df=K-p-q}$$

$$14,6 < X^2_{(1-0,05),df=12-3-2}$$

$$14,6 < X^2_{0,05\ ,\ 7}$$

$$14,6 > 14,06714$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Untuk *lag* 24,

$$16,0 < X^2_{(1-0,05),df=24-3-2}$$

$$16,0 < X^2_{0,05\ ,\ 19}$$

$$16,0 < 30,14353$$

Diketahui pada tabel *lag* 12 memiliki nilai *P-Value* $= 0,024 < 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 14,6 > 14,06714$. Pada *lag* 24 memiliki nilai *P-Value* $= 0,595 > 0,05$ dan uji statistik bernilai $Q = 16,0 < 30,14353$. Maka H_0 ditolak karena pada *lag* 12 memiliki nilai *P-Value* $< \alpha(0,05)$ dan uji statistik $Q > X^2\ tabel$. Dapat disimpulkan bahwa Residual Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$ tidak memenuhi asumsi *White Noise* sehingga model tidak dapat dipilih.

Dari 2 model tersebut diketahui jika model yang memenuhi asumsi *White Noise* yaitu model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ dan terdapat model yang ditolak yaitu Model SARIMA $(1,1,1)(2,1,1)^{12}$. Setelah mendapatkan 1 Model yang memenuhi syarat maka tahap selanjutnya yaitu proses mencari model terbaik yang akan digunakan untuk peramalan.

4.2.5. Model Terbaik

Proses peramalan digunakan untuk mengetahui perkiraan data periode mendatang. Dari proses yang telah dilakukan dapat disimpulkan dalam Tabel 4.24 berikut ini:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.24 Pengujian Pada Model SARIMA

Model	Uji Parameter	Uji Residual
SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	Signifikan	Memenuhi *White Noise*

Diketahui jika Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ memenuhi uji stasioner terhadap rata-rata dan variansi , uji parameter dan uji residual yang dilakukan. Setelah mendapatkan model terbaik maka proses selanjutnya yang dilakukan yaitu mendapatkan hasil kesalahan (*Error*) terkecil dengan tujuan untuk mendapatkan hasil peramalan terbaik dengan data yang digunakan (*out sample*) yaitu tahun 2019 dari bulan Januari hingga Desember, kemudian melakukan peramalan untuk periode 12 bulan pada tahun 2020 menggunakan Model yang telah dipilih.

4.2.6. Kesalahan (*Error*)

Proses selanjutnya yaitu menghitung nilai kesalahan yang dihasilkan dari proses peramalan tersebut. Cara menghitung kesalahan memiliki banyak model, akan tetapi untuk menghitung kesalahan pada penelitian ini menggunakan MAPE (*Mean Absolute Persentage Error*). Dalam melakukan perhitungan MAPE menggunakan data asli pada tahun 2019 dengan hasil peramalan pada tahun 2019 dengan periode ke 49 hingga 60 menggunakan model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ yang telah terpilih sebelumnya. Berikut ini merupakan Tabel 4.25 hasil dari MAPE.

Tabel 4.25 Menghitung Kesalahan Menggunakan MAPE Pada Tahun 2019

Periode	Data Asli	Peramalan	*Error*	$\lvert PE_t \rvert$
49	683.613	600.548,48	83.064,52	12,15
50	575.876	596.301,05	- 20.425,05	3,55

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

51	643.580	655.245,56	- 11.665,56	1,81
52	641.277	602.541,38	38.735,62	6,04
53	642.511	637.811,87	4.699,13	0.73
54	706.785	752.596,21	- 45.811,21	6,48
55	626.585	708.303,36	- 81.718,36	13,04
56	640.019	665.512,12	- 25.493,12	3,98
57	622.854	627.951,52	- 5.097,52	0,82
58	628.003	627.744,78	258,22	0,04
59	628.877	645.392,17	- 16.515,17	2,63
60	717.784	820.278,29	- 102.494,29	14,28
Jumlah	7.757.764	794.0226,79	- 182.462,79	65,55

Dikarenakan data yang digunakan merupakan data *out sample* untuk menghitung nilai kesalahan (*error*) maka dilakukan perhitungan mulai dari data Tahun 2019 periode ke 49 hingga 60.

Untuk mendapatkan hasil seperti dalam tabel tersebut dapat menggunakan rumus sebagaimana ini:

Mengitung nilai *Error* = data asli - data peramalan

$Error_{49}$ = 683.613 - 600.548,48 = 83.064,52

$Error_{50}$ = 575.876 - 596.301,05 = - 20.425,05

$Error_{51}$ = 643.580 - 655.245,56 = - 11.665,56

Untuk menghitung data ke-52 hingga ke-60 menggunakan cara yang sama seperti diatas.

Kemudian menghitung nilai $|PE_t|$ menggunakan rumus berikuti ni:

$|PE_t| = |(\frac{e_t}{Y_t}) \times 100|$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$|PE_{49}| = |(\frac{e_{49}}{Y_{49}}) \times 100| = |(\frac{83.064,52}{683.613}) \times 100| = 12,15$

$|PE_{50}| = |(\frac{e_{50}}{Y_{50}}) \times 100| = |(\frac{-20.425,05}{575.876}) \times 100| = 3,55$

$|PE_{51}| = |(\frac{e_{51}}{Y_{51}}) \times 100| = |(\frac{-11.665,56}{643.580}) \times 100| = 1,81$

Untuk menghitung $|PE_t|$ hingga data ke-60 dapat menggunakan cara seperti diatas.

Setelah mendapatkan nilai tersebut maka kemudian akan dilakukan perhitungan untuk mengetahui hasil dari MAPE tersebut. Berikut merupakan persamaan yang digunakan dalam menghitung nilai MAPE dengan jumlah peramalan data 12 periode.

$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} |PE_t|}{n} = \frac{65,55}{12} = 5.46\%$

Hasil dari MAPE kurang dari 10% ssehingga hasil peramalan sangat baik.

4.2.7. Peramalan

Setelah mengetahui hasil kesalahan yang didapat dari Model SARIMA tersebut maka dapat diketahui data hasil peramalan 12 periode mendatang pada tahun 2020 pada Tabel 4.26 berikut ini:

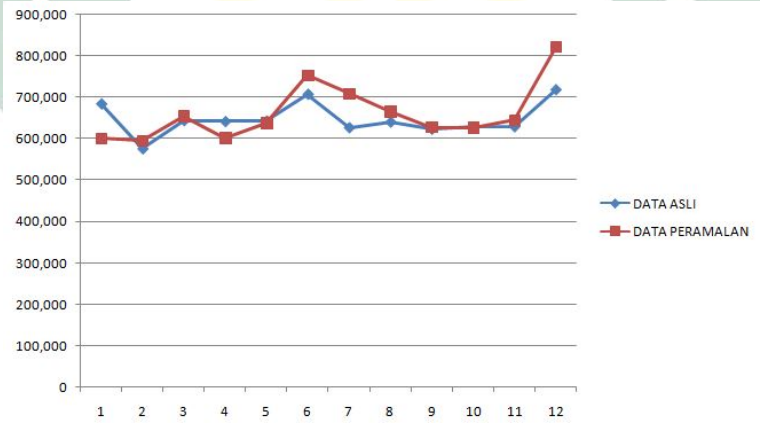
Tabel 4.26 Peramalan Hasil Dari Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ Untuk Tahun 2020

Periode	Peramalan
61	613.226
62	608.433
63	666.831
64	613.580
65	648.305
66	762.543
67	717.704

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

68	674.366
69	636.259
70	635.506
71	652.608
72	826.947

Hasil dari peramalan digunakan untuk meramalkan data pada tahun 2020 sebanyak 12 periode menggunakan Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$. Dengan hasil peramalan tertinggi pada bulan Desember sebanyak 826.947 penumpang dan hasil peramalan terendah pada bulan februari sebanyak 608.433 penumpang. Berikut merupakan hasil Plot Gambar 4.18.



Gambar 4.18 Plot Data Asli Dan Data Peramalan

Setelah mendapatkan Model terbaik yang digunakan yaitu Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$, maka persamaan peramalan yang didapatkan sebagai berikut ini: $(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t$

$(1-B)^1(1-B^{12})^1 Y_t = (1-\theta_1(B))(1-\Theta_1(B^{12})a_t$

$(1-B^{12}-B+B^{13})Y_t = (1-\Theta_1 B^{12}-\theta_1 B+\theta_1\Theta_1 B^{13})a_t$

$Y_t - Y_{t-12} - Y_{t-1} + Y_{t-13} = a_t - \Theta_1 a_{t-12} - \theta_1 a_{t-1} + \theta_1\Theta_1 a_{t-13}$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \Theta_1 a_{t-12} + \theta_1 \Theta_1 a_{t-13}$

nilai dari $\theta_1 = 0,8254$ dan $\Theta_1 = 0,8181$, maka

$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + a_t - 0,8254a_{t-1} - 0,8181a_{t-12} + (0,8254)(0,8181)a_{t-13}$

$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + a_t - 0,8254a_{t-1} - 0,8181a_{t-12} + 0,6752a_{t-13}$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB V

PENUTUP

Pada bab ini akan diberikan simpulan dan saran-saran yang dapat diambil berdasarkan materi-materi yang telah dibahas pada bab-bab sebelumnya.

5.1. Simpulan

Simpulan yang dapat diambil penulis setelah menyelesaikan pembuatan skripsi ini adalah :

1. Hasil analisis pada Data Penumpang Keberangkatan Bus AKAP (antar kota antar provinsi) didapatkan bahwa Model SARIMA terbaik yang didapatkan yaitu $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ yang dapat ditulis dalam bentuk $Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + a_t - 0,8613a_{t-1} - 0,5963a_{t-12} + 0,5136a_{t-13}$. Pada Data Penumpang Keberangkatan Bus AKDP (antar kota dalam provinsi) didapatkan Model SARIMA terbaiak yaitu $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ dapat ditulis sebagai berikut $Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + a_t - 0,8254a_{t-1} - 0,8181a_{t-12} + 0,6752a_{t-13}$.

2. Hasil peramalan tertinggi untuk jumlah penumpang keberangkatan menggunakan bus AKAP pada bulan Desember 2019 sebanyak 334.194 penumpang dan hasil peramalan terendah pada bulan November 2019 sebanyak 238.409 penumpang. Pada penumpang keberangkatan bus AKDP Dengan hasil peramalan terbanyak pada bulan Desember 2019 sebanyak 826.947 penumpang dan hasil peramalan paling kecil pada bulan Februari

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2019 sebanyak 608.433 penumpang. Dengan masing-masing sebanyak 12 periode.

3. Hasil kesalahan (*error*) menggunakan MAPE (*Mean Absolute Persentage Error*) pada hasil peramalan data penumpang bus AKAP tahun 2019 sebesar 5,50% dan untuk hasil MAPE hasil peramalan data penumpang buas AKDP tahun 2019 sebesar 5,46%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data cocok menggunakan Model SARIMA yang telah terpilih.

5.2. Saran

Setelah membahas dan mengimplementasikan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), penulis ingin menyampaikan beberapa saran.

1. Dari hasil pembahasan yang telah penulis lakukan pada data Penumpang Keberangkatan Bus di Terminal Purabaya diharapkan pada penelitian selanjutnya pada objek yang sama dapat menggunakan Metode yang berbeda.

2. Penulis berharap pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan Data Kedatangan Penumpang di Terminal Bus Purabaya untuk mengetahui jumlah penumpang yang akan turun lewat terminal bus tersebut.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR PUSTAKA

Ardiansyah, 2015, *Manajemen Transportasi Dalam Kajian dan Teori*, Jakarta: Fakultas Ilmu Sosial dan Ilmu Politik Universitas Prof. Dr. Moestopo Beragama.

Dadang Ruhiat, Adang Effendi, 2018, *Pengaruh Faktor Musiman Pada Pemodelan Deret Waktu Untuk Peramalan Debit Sungai Dengan Metode SARIMA*, Jurnal Teori dan Riset Matematika (TEOREMA) Vol. 2 No. 2, Halaman 117-128, Program Studi Matematika FMIPA, Universitas Bale Bandung, Bandung.

Fara I.D., Yulia, Tessa P.P., Asep R., 2018, *Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat Di Bandara Sultan Iskandar Muda Dengan Metode SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)*, Data Analisis ,halaman 01-11, Jurusan Statistika Universitas Syiah Kuala, Banda Aceh.

Hani N.T., Nanang S., Dian A., 2018, *Metode Seasonal ARIMA Untuk Meramalkan Produksi Kopi Dengan Indikator Curah Hujan Menggunakan Aplikasi R di Kabupaten Lampung Barat*, Jurnal Matematika ,Halaman 49-58, Jurusan Pendidikan Matematika, Universitas Islam Negeri Raden Intan, Lampung.

Hutomo Atman Maulana, Kasuma Wardany Harahap, Adriyansyah, Rofiroh, Fuad Zainuddin, Dian A., 2019, *Permodelan Produksi Kopi Indonesia Dengan Menggunakan Metode SARIMA*, JURNAL SAINTIKA, Vol. 2, No. 1, Halaman 1-14, Universitas Pamulang, Banten.

Imiyah M., 2018, *Aplikasi Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Dan Winter's Exponential Smooting Untuk Meramalkan Omzet Koperasi*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Al-Kautsar Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya, Fakultas Sains Dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sunan Ampel, Surabaya.

I Wayan Sumarjaya S.Si. M.Stats., 2016, *Modul Analisis Deret Waktu*, Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Udayana, Bali.

Kharis N. M., 2014, *Analisis Peramalan Pendaftaran Siswa Baru Menggunakan Metode Seasonal ARIMA Dan Metode Dekomposisi*, Fakultas Sains dan Teknologi, Univeritas Islam Negeri Syarif Hidayatullah, Jakarta.

Lubis D. A., Johra M. B., Darmawan G., 2017, *Peramalan Indeks Harga Konsumen Dengan Metode Singular Spectral Analysis (SSA) dan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*, Jurnal MANTIK , Vol 03, No 02, halaman 76-82.

Masrudin N. S., 2018, *Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Di Kota Pontianak Dengan Metode Deseasonalized*, Buletin Ilmiah Mat. Stat dan Terapannya , halaman 159-168.

Nina F., 2017, *Peramalan Jumlah Keberangkatan Penumpang Pelayaran Dalam Negeri Dari Pelabuhan Tanjung Perak Menggunakan ARIMA-Box Jenkins*,Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi Intitut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Nofinda Lestari, dan Nuri Wahyuningsih, 2012, *Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model SARIMA (Studi kasus : Kusuma Agrowisata)*,Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Nurjanah, I.S., Ruhiat, D., dan Andiani, D. 2018, *Implementasi Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Sumatera*, Jurnal Teorema: Teori dan Riset Matematika, Vol 3 No 2, Halaman 145-156, Program Studi Matematika FMIPA, Universitas Bale Bandung, Bandung.

Richy Priyambodo, Sugito, Suparti. 2012, *Analisis Antrean Bus Kota Di Terminal Induk Purabaya Surabaya*, Jurnal Gaussian, Volume 1, Nomor 1, Halaman 189-198, Jurusan Statistika, Universitas Diponegoro, Semarang.

Risma, 2016, *Analisis Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional Di Bandara Soekarno-Hatta Tahun 2016 Mengunakan Metode SARIMA Dan HOLT-WINTER*, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Semarang, Semarang

Siti Nuurlaily Rukmana, Lilatul Maghfiroh dan Sofyan Efendi, 2017, *Konsep Penataan Transportasi (Studi Kasus: Terminal Purabaya, Surabaya-Sidoarjo)*, Jurnal Teknik WAKTU, Volume 15, Nomor 02, ISSN : 1412-1867, Fakultas Teknik Sipil dan Perencanaan Kota, Universitas PGRI Adi Buana Surabaya, Surabaya.

Sutarti, 2009, *Pengunaan Metode Analisis Runtun Waktu Dengan Bantuan MINITAB 11 for Window Untuk Forecasting Produksi Tekxtil Pada PT. Primatexco Indonesia Kabupaten Batang Tahun 2009*, Batang.

Tanti Octavia, Yulia, Lydia, 2013, *Peramalan Stok Barang Untuk Membantu Pengambilan Keputusan Pembelian Barang Pada Toko Bangunan XYZ Dengan Metode ARIMA*, Seminar Nasional Informatika 2013, Universitas Kristen Petra, Surabaya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Wahida Y.M.N., 2015, *Peramalan Jumalh Penumpang Dari Pelayaran Dalam Negeri Di Pelabuhan Kota Makasar Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*, Fakultas Sains Dan Teknologi Universitas Islam Negeri Alauddin, Makassar.

Wei W. W. , 2006, *Times series analysis: Univariate and multivariate methods*, *Second edition*, USA: Addison-Wesley.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id