

**ANALISIS PREDIKSI JUMLAH PENUMPANG PESAWAT
MENGUNAKAN METODE *AUTOREGRESSIVE
INTEGRATED MOVING AVERAGE* (ARIMA)**

SKRIPSI

OLEH:

**SULAIMAN SIREGAR
188160072**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2023**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 17/1/24

Access From (repository.uma.ac.id)17/1/24

**ANALISIS PREDIKSI JUMLAH PENUMPANG PESAWAT
MENGUNAKAN METODE *AUTOREGRESSIVE
INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)***

SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana di Fakultas Teknik
Universitas Medan Area



OLEH :
SULAIMAN SIREGAR
188160072

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2023**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 17/1/24

Access From (repository.uma.ac.id)17/1/24

HALAMAN PENGESAHAN

Judul Skripsi : Analisis Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat Menggunakan

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

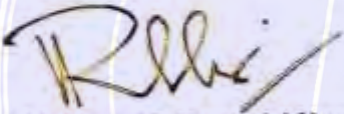
Nama : Sulaiman Siregar


NPM : 188160072

Fakultas : Teknik

Disetujui Oleh

Komisi Pembimbing


Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom.
Pembimbing I


Dr. Dian Noviandri, S.T., M.Kom.
Pembimbing II


Supriatno, ST., MT.
Dekan


Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom.
Ka. Prodi

Tanggal Lulus : 9 Agustus 2023

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi yang saya susun, sebagai syarat memperoleh gelar sarjana merupakan hasil karya tulis saya sendiri. Adapun bagian-bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasil karya orang lain telah dituliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah, dan etika penulisan ilmiah. Saya bersedia menerima sanksi pencabutan gelar akademik yang saya peroleh dan sanksi-sanksi lainnya dengan peraturan yang berlaku, apabila di kemudian hari ditemukan adanya plagiat dalam skripsi ini.

Medan, 14 Agustus 2023



Sulaiman Siregar

188160072

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademik Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Sulaiman Siregar
NPM : 188160072
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis karya : Tugas Akhir/Skripsi/Tesis

demikian pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul :

Analisis Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat Menggunakan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

berserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir/skripsi/tesis saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Medan

Pada tanggal : 14 Agustus 2023

Yang menyatakan



(Sulaiman Siregar)

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui akurasi prediksi jumlah penumpang pesawat menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Masalah difokuskan pada bagaimana metode ARIMA menganalisis data yang akan digunakan sehingga memperoleh model terbaik untuk memprediksi. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu jumlah penumpang di Bandar Udara Internasional Sultan Hasanudin Berdasarkan Penerbangan Domestik dari bulan Januari 2016 sampai Januari 2023. Data bersumber dari website Badan Pusat Statistik Indonesia. Proses analisis dalam penelitian ini menggunakan bantuan *software RStudio*. Kajian ini menyimpulkan bahwa model terbaik yaitu $ARIMA(1,1,1)(1,0,0)^{12}$ dengan nilai MAPE yaitu 31.88786% atau jika diukur keakuratannya yaitu 68.11214%, artinya model cukup layak untuk digunakan. Hasil prediksi 12 periode selanjutnya menunjukkan bahwa data prediksi memiliki pola yang sama dengan data aktual, meskipun tidak fluktuatif seperti data aktualnya. Perbandingan hasil penelitian dengan penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa akurasi metode ARIMA menurun cukup drastis terhadap data acak dan memiliki akurasi yang tinggi pada data dengan pola yang konstan.

Kata Kunci: Prediksi; Jumlah Penumpang Pesawat; *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

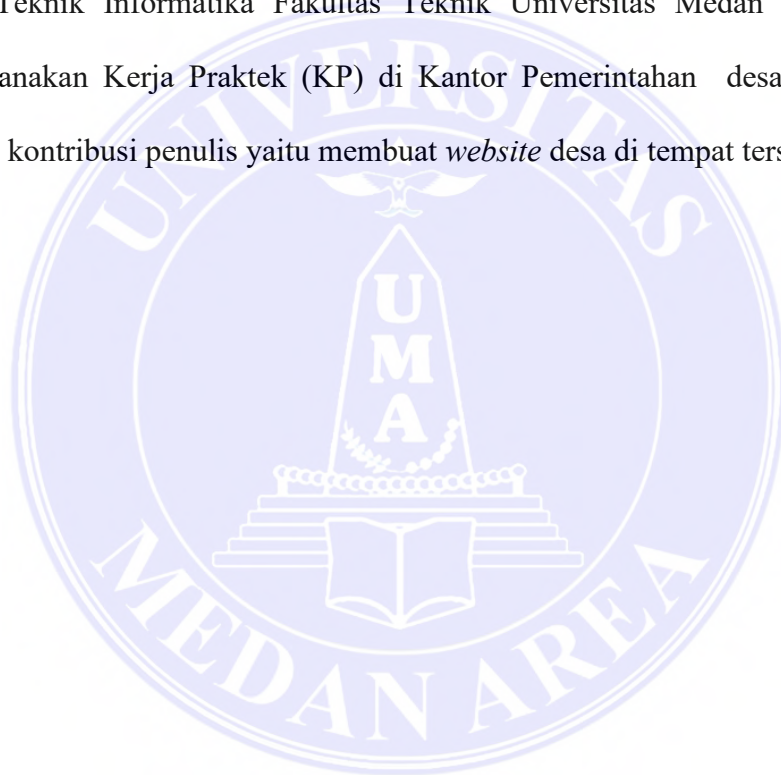
ABSTRACT

This study aims to determine the accuracy of the prediction of the number of airplane passengers using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method. The problem is focused on how the ARIMA method analyzes the data to be used so as to obtain the best model to predict. The data used in this study is the number of passengers at Sultan Hasanudin International Airport based on domestic flights from January 2016 to January 2023. The data is sourced from the website of the Indonesian Central Bureau of Statistics. The analysis process in this study uses the help of RStudio software. This study concludes that the best model is $ARIMA(1,1,1)(1,0,0)_{12}$ with a MAPE value of 31.88786% or if the accuracy is measured at 68.11214%, it means that the model is quite feasible to use. The prediction results for the next 12 periods show that the predicted data has the same pattern as the actual data, although not as volatile as the actual data. Comparison of the results of this study with previous studies shows that the accuracy of the ARIMA method decreases quite drastically for random data and has high accuracy for data with a constant pattern.

Keywords: *Prediction; Number of Aircraft Passengers; Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di desa Persatuan Pembangunan Makmur (PP.Makmur), Kecamatan Barumun Tengah, Kabupaten Padang Lawas, Provinsi Sumatera Utara, pada tanggal 12 Februari 1999 dari ayah Gozali Siregar dan ibu Masriani Hasibuan. Penulis merupakan putra ke-4 dari 6 bersaudara. Tahun 2017 penulis lulus dari SMK Negeri 1 Barumun dan pada tahun 2018 terdaftar sebagai mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area. Penulis melaksanakan Kerja Praktek (KP) di Kantor Pemerintahan desa PP. Makmur dengan kontribusi penulis yaitu membuat *website* desa di tempat tersebut.



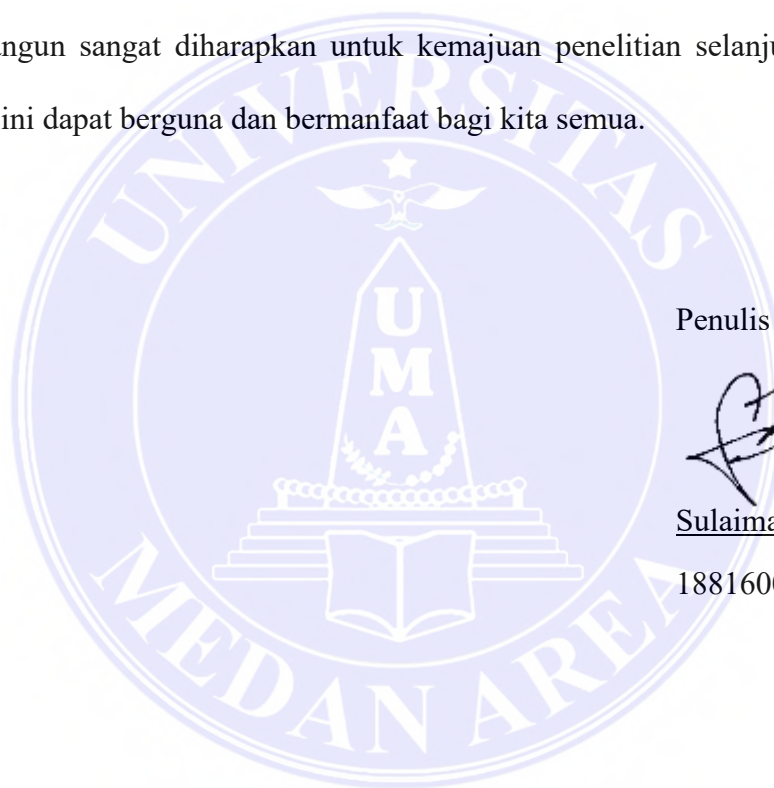
KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT, karena atas rahmat dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Analisis Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat Menggunakan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*” ini dengan baik. Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat menyelesaikan Pendidikan Program Strata-1 pada Fakultas Teknik Program Studi Teknik Informatika di Universitas Medan Area. Pelaksanaan dalam penulisan skripsi ini banyak dibantu oleh berbagai pihak, maka dari itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng., M.Sc., selaku Rektor Universitas Medan Area.
2. Bapak Dr. Eng. Supriatno, ST., MT., selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
3. Bapak Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom., selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika yang juga selaku Dosen Pembimbing I yang telah membimbing dan memberikan pengarahan selama proses penulisan skripsi ini.
4. Bapak Dr. Dian Noviandri, S.T., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing II yang telah membimbing dan memberikan pengarahan selama proses penulisan skripsi ini.
5. Seluruh Dosen Teknik Informatika Universitas Medan Area yang selama ini telah membekali penulis dengan ilmu yang sangat bermanfaat.
6. Seluruh Pegawai Universitas Medan Area yang telah membantu dalam proses administrasi.

7. Kedua Orang tua dan keluarga penulis yang dengan penuh kasih sayang telah mendidik penulis serta memberikan doa terbaiknya kepada penulis.
8. Teman-teman Teknik Informatika, terima kasih atas persahabatan dan persaudaraannya selama ini. Semoga Allah memudahkan untuk menyelesaikan study S-1 ini.

Penulis menyadari dalam penyusunan skripsi ini, masih terdapat banyak kekurangan dan jauh dari kesempurnaan, oleh karena itu kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk kemajuan penelitian selanjutnya. Semoga skripsi ini dapat berguna dan bermanfaat bagi kita semua.



Penulis

A handwritten signature in black ink, appearing to be 'Sulaiman Siregar', written over the watermark.

Sulaiman Siregar

188160072

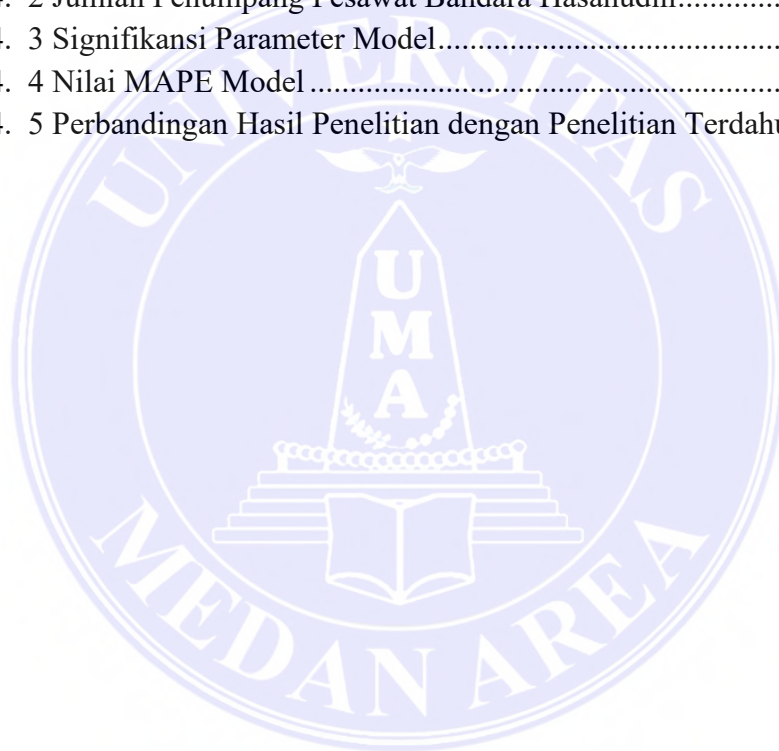
DAFTAR ISI

ABSTRAK	vi
RIWAYAT HIDUP.....	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	5
1.5 Batasan Masalah	5
1.6 Sistematika Penulisan	6
BAB II LANDASAN TEORI.....	7
2.1 Peramalan (<i>Forecasting</i>).....	7
2.1.2 Fungsi <i>Forecasting</i>	7
2.1.3 Tujuan <i>Forecasting</i>	8
2.1.4 Manfaat <i>Forecasting</i>	8
2.1.5 Jenis-jenis <i>Forecasting</i>	8
2.2 Analisis <i>Time Series</i>	10
2.2.1 Stasioneritas	12
2.2.2 <i>Autocorrelation Function</i> (ACF)	13
2.2.3 <i>Partial Autocorrelation Function</i> (PACF).....	13
2.3 Metode ARIMA (<i>Box-Jenkins</i>).....	14
2.4 Klasifikasi Model ARIMA	19
2.4.1 Model <i>Autoregressive</i> (AR).....	20
2.4.2 Model <i>Moving Average</i> (MA).....	21
2.4.3 Model <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA)	22
2.4.4 Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	24
2.4.5 Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA) Musiman .	25
2.5 <i>RStudio</i>	25

2.6	Penelitian Terdahulu	26
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		28
3.1	Tahapan Penelitian	28
3.2	Studi Literatur	29
3.3	Pengumpulan Data	29
3.4	Pra-proses Data	30
3.5	Implementasi ARIMA (<i>Box-Jenkins</i>)	30
3.5.1	Penerapan Metode ARIMA Secara Manual	32
3.5.2	Implementasi Metode ARIMA Menggunakan <i>RStudio</i>	38
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		43
4.1	Hasil	43
4.2	Pembahasan	43
4.2.1	Identifikasi Data Stasioner	44
4.2.2	Identifikasi Model	48
4.2.3	Estimasi Parameter	50
4.2.4	Cek Diagnosis Model	69
4.2.5	Prediksi	76
4.2.6	Perbandingan Hasil Penelitian dengan Penelitian Terdahulu	78
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		81
5.1	Kesimpulan	81
5.2	Saran	82
DAFTAR PUSTAKA		83
LAMPIRAN		85

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Transformasi Data.....	12
Tabel 2. 2 Identifikasi Model menggunakan ACF dan PACF	16
Tabel 2. 3 Nilai MAPE.....	19
Tabel 2. 4 Penelitian Terdahulu	26
Tabel 3. 1 Jumlah Penumpang	32
Tabel 3. 2 Jumlah Penumpang <i>Differencing</i> Pertama.....	33
Tabel 3. 3 ACF dan PACF Data <i>Differencing</i>	35
Tabel 3. 4 Hasil Peramalan ARIMA(1,1,1)	37
Tabel 4. 1 Data Aktual dengan Hasil Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat.....	43
Tabel 4. 2 Jumlah Penumpang Pesawat Bandara Hasanudin.....	44
Tabel 4. 3 Signifikansi Parameter Model.....	68
Tabel 4. 4 Nilai MAPE Model	76
Tabel 4. 5 Perbandingan Hasil Penelitian dengan Penelitian Terdahulu	79



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Bagan prosedur <i>Box-Jenkins</i>	15
Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian	28
Gambar 3. 2 <i>Flowchart</i> Metode ARIMA.....	31
Gambar 3. 3 Plot ACF dan PACF Data Stasioner	35
Gambar 3. 4 Membuat File Baru R Script	38
Gambar 4. 1 Plot <i>Time Series</i> Data Jumlah Penumpang Pesawat Bandar Udara Hasanudin	45
Gambar 4. 2 Uji <i>Box-Cox</i>	46
Gambar 4. 3 Uji ADF	46
Gambar 4. 4 Pembedaan Pertama Terhadap Data.....	47
Gambar 4. 5 Plot <i>Time Series</i> Data Sudah Stasioner	47
Gambar 4. 6 Plot ACF dan PACF Data Stasioner	48
Gambar 4. 7 Estimasi ARIMA (1,1,0)	50
Gambar 4. 8 Estimasi ARIMA (0,1,1)	51
Gambar 4. 9 Estimasi ARIMA (1,1,1)	52
Gambar 4. 10 Estimasi ARIMA(1,1,0) (1,0,0) ¹²	54
Gambar 4. 11 Estimasi ARIMA(1,1,0) (1,1,0) ¹²	56
Gambar 4. 12 Estimasi ARIMA(1,1,1) (1,0,0) ¹²	58
Gambar 4. 13 Estimasi ARIMA(1,1,1) (1,1,0) ¹²	60
Gambar 4. 14 Estimasi ARIMA(1,1,1) (1,1,1) ¹²	62
Gambar 4. 15 Hasil Estimasi Model ARIMA(1,1,1) (1,0,1) ¹²	65
Gambar 4. 16 Hasil Uji Normalitas ARIMA(1,1,0).....	69
Gambar 4. 17 <i>Q-Q Plot</i> ARIMA(1,1,0)	69
Gambar 4. 18 Hasil Uji Normalitas ARIMA(0,1,1).....	70
Gambar 4. 19 <i>Q-Q Plot</i> ARIMA(0,1,1)	70
Gambar 4. 20 Hasil Uji Normalitas ARIMA(1,1,1).....	71
Gambar 4. 21 <i>Q-Q Plot</i> ARIMA(1,1,1)	71
Gambar 4. 22 Hasil Uji Normalitas ARIMA(1,1,0) (1,0,0) ¹²	72
Gambar 4. 23 <i>Q-Q Plot</i> ARIMA(1,1,0) (1,0,0) ¹²	72
Gambar 4. 24 Hasil Uji Normalitas ARIMA(1,1,1) (1,0,0) ¹²	72
Gambar 4. 25 <i>Q-Q Plot</i> ARIMA(1,1,1) (1,0,0) ¹²	73
Gambar 4. 26 Hasil Uji Normalitas ARIMA(1,1,1) (1,1,0) ¹²	73
Gambar 4. 27 <i>Q-Q Plot</i> ARIMA(1,1,1) (1,1,0) ¹²	74
Gambar 4. 28 Uji Autokorelasi ARIMA(1,1,0)	75
Gambar 4. 29 Uji Autokorelasi ARIMA(1,1,1)	75
Gambar 4. 30 Uji Autokorelasi ARIMA(1,1,1) (1,0,0) ¹²	75
Gambar 4. 31 Hasil Prediksi Model ARIMA(1,1,1) (1,0,0) ¹²	77
Gambar 4. 32 Plot <i>Time Series</i> Prediksi.....	78

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia sebagai sebuah negara kepulauan yang jarak antar pulau nya saling berjauhan, sehingga transportasi yang efisien diperlukan untuk memfasilitasi mobilitas penduduk dan menghubungkan akses antar daerah dari berbagai pulau tersebut. Setidaknya ada tiga kriteria dasar yang harus dipenuhi agar transportasi publik dapat dianggap baik, yakni kenyamanan, keamanan, dan kecepatan. Oleh karena itu, transportasi udara diperkirakan merupakan solusi paling tepat untuk merealisasikan keperluan masyarakat di negara kepulauan saat ini. Transportasi udara sendiri merupakan hal yang penting dalam upaya meningkatkan perekonomian suatu bangsa, dan tugas pemerintah adalah mengembangkan transportasi udara yang berkelanjutan untuk memajukan perekonomian warganegara. Peningkatan transportasi udara bukan hanya terbatas pada peningkatan sarana transportasi maupun peralatan pendukungnya, tetapi juga pada peningkatan pelayanan kepada penumpang di bandara (Sofiana dkk., 2020).

Jumlah penumpang pesawat pada suatu bandara dari tahun ketahun pasti ada masanya mengalami kenaikan atau penurunan. Oleh karena itu, peramalan sangatlah relevan untuk memprediksi banyaknya penumpang di masa depan. Apabila mengetahui prediksi jumlah penumpang di masa depan, perusahaan mampu memproyeksikan kenaikan ataupun penurunan jumlah penumpang serta suatu kebijakan yang matang untuk menanganinya dan diterapkan kedepannya sesuai keinginan.

Peramalan (*Forecasting*) mempunyai beberapa metode, akan tetapi metode yang paling sering digunakan oleh perusahaan ialah metode statistik, karena metode statistik menggunakan analisa referensi data-data dimasa lampau sehingga peramalan lebih aktual. Klasifikasi metode *forecasting* statistik/kuantitatif terdiri dari tiga metode yaitu *Associative Forecasting Method* (metode hubungan sebab-akibat), *Time Series Forecasting* dan metode Proyeksi Tren dengan Regresi (Silitonga dkk., 2021). *Time Series Forecasting* menerapkan analisis pola ikatan antara variabel yang ingin diprediksi dengan variabel waktu (Oktarina & Rasmila, 2018). *Time series Forecasting* terdiri dari dua metode yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Exponential Smoothing* (Astuti & Fachrudin, 2020).

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu metode peramalan. ARIMA mempunyai kelebihan yaitu cukup akurat untuk prediksi jangka pendek, efisien dan handal dalam meramalkan data finansial *time series*, mampu memperkirakan *value* yang rumit dijabarkan teori ekonomi, mampu mengatasi fluktuasi data musiman, mampu menganalisa keadaan trend, acak, ataupun musiman, dan dapat memprediksi data berskala besar (Wibawa dkk., 2018). Teori tersebut dibuktikan dalam penelitian Wibawa dkk. tahun 2018 dengan judul Perbandingan Metode Prediksi pada Bidang Bisnis dan Keuangan, di mana metode yang diperbandingkan antara lain Jaringan Syaraf Tiruan, ARIMA, *Fuzzy* (*Fuzzy Time Series*, ANFIS, dan Mamdani), dan *Exponential Smoothing*. Kesimpulannya, dari semua metode yang diuraikan, metode ARIMA mampu melakukan prediksi jangka pendek dengan skala besar serta efisien dalam meramalkan data finansial *time series*. Selain itu, ARIMA mempunyai kemampuan

lebih banyak diantaranya metode yang dibandingkan, serta kekurangan yang tergolong masih bisa diselesaikan. Berdasarkan penjelasan tersebut, metode ARIMA merupakan salah satu metode yang cukup baik untuk digunakan.

Penelitian yang dilakukan oleh (Purnama & Juliana, 2019), mengenai penerapan model ARIMA dalam memprediksi harga saham gabungan dan hasil penelitiannya menunjukkan bahwasanya prediksi dengan memakai metode ARIMA baik untuk diimplementasikan dalam prediksi pasar modal IHSG, maka dari itu penanam modal yang mau berinvestasi dipasar modal bisa memakai metode ini untuk memprediksi pasar modal yang akan terjadi pada periode berikutnya.

Penelitian dengan judul Peramalan Penyebaran Jumlah Kasus Virus *Covid-19* Provinsi Jawa Tengah menggunakan metode ARIMA dengan kesimpulan bahwa diperoleh model terbaik untuk prediksi penularan virus *Covid-19* di Jawa tengah yaitu ARIMA(1,1,1), perolehan skor kesalahannya yaitu MAE 0.27761916; MAPE 4.88921623; RMSE 0.38166253; MASE 0.86158633; MPE 0.93741765. Penelitian ini memperlihatkan bahwa kasus positif harian di provinsi Jawa Tengah berubah-ubah, jumlah awalnya 232 orang ditanggal 7 Agustus 2020 hingga 917 orang ditanggal 13 Desember 2020, kesimpulannya data yang sudah direpkasikan diperkirakan bahwa sampai pada bulan Desember 2020 yakni hari ke 129 jumlah kasus positif terjadi kenaikan lalu pada hari ke 138 menurun (Rahmawati & Miasary, 2021).

Berdasarkan uraian-uraian di atas, peneliti akan mengambil skripsi berjudul “Analisis Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat Menggunakan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Bagaimana proses analisis prediksi jumlah penumpang pesawat menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)?
2. Apakah model terbaik serta berapa tingkat akurasi dalam memprediksi jumlah penumpang pesawat menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)?
3. Bagaimana hasil prediksi jumlah penumpang pesawat menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)?
4. Bagaimana hasil penelitian jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya terkait penggunaan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Melakukan analisis prediksi jumlah penumpang pesawat menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).
2. Mengetahui model terbaik serta berapa tingkat akurasi dalam memprediksi jumlah penumpang pesawat menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).
3. Mengetahui hasil prediksi jumlah penumpang pesawat menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

4. Mengetahui perbandingan hasil penelitian dengan penelitian sebelumnya terkait penggunaan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Memberikan wawasan kepada peneliti lain tentang penerapan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).
2. Memberikan referensi ataupun opsi dalam menentukan kebijakan serta mengatasi peningkatan atau penurunan jumlah penumpang pesawat berdasarkan hasil prediksi dari penelitian ini.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Data diperoleh dari situs web Badan Pusat Statistik Indonesia (<https://www.bps.go.id/>). Data merupakan jumlah penumpang pesawat di Bandar Udara Internasional Sultan Hasanudin Makassar Berdasarkan Penerbangan Domestik dari tahun 2016 sampai Januari 2023.
2. Prediksi jumlah penumpang pesawat yaitu 12 periode (bulan) ke depan.
3. Analisis data menggunakan metode ARIMA (*Box-Jenkis*) dengan beberapa ketentuan diantaranya yaitu pengujian Stasioner dalam ragam menggunakan uji *Box-Cox*, pengujian Stasioner dalam rata-rata menggunakan uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*), pengujian Estimasi Parameter Model menggunakan uji *Maksimum Likelihood*, pengujian Normalitas Data menggunakan uji *Kolmogorov Smirnof*, sedangkan untuk melihat visual

normalitas datanya menggunakan *Q-Q Plot (Quantile-Quantile Plot)* dan pengujian Non-Autokorelasi menggunakan uji *Ljung-Box*.

4. Tingkat akurasi kesalahan (*error*) diukur menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan Skripsi ini dilakukan menggunakan sistematika penulisan dengan tujuan supaya mempermudah penulis dalam menyusun Skripsi secara keseluruhan.

Sistematika penulisan Skripsi yang digunakan yaitu sebagai berikut:

Bab I: Pendahuluan

Bab ini membahas uraian latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan penelitian, dan sistematika penulisan.

Bab II: Landasan Teori

Bab ini membahas teori-teori yang berhubungan langsung dengan penelitian. Teori-teori tersebut dipaparkan ke dalam bab ini supaya pembaca mampu memahami konsep yang dipakai dalam penelitian.

Bab III: Metodologi Penelitian

Bab ini membahas prosedur dalam penelitian yang hendak dilaksanakan.

Bab IV: Hasil dan Pembahasan

Bab ini membahas mengenai hasil beserta pembahasan dari penelitian ini.

Bab V: Kesimpulan dan Saran

Bab ini membahas mengenai kesimpulan beserta saran dari hasil penelitian.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan merupakan langkah dasar dari prosedur pengambilan suatu keputusan ataupun kebijakan. Peramalan dapat dilakukan apabila persoalan dalam pengambilan keputusan sudah diketahui terlebih dahulu (Barus dkk., 2022).

2.1.1 Defenisi *Forecasting*

Forecasting ialah seni dan ilmu menerka suatu keadaan yang bisa terjadi dimasa mendatang menggunakan data masa lampau kemudian mengestimasi ke masa depan menggunakan sejumlah model matematis (Parutu & Palandeng, 2018). Peramalan menggunakan data historis dari suatu variabel atau beberapa variabel kemudian mengestimasi nilainya di masa mendatang. Jika kita bisa memprediksi keadaan di waktu yang akan datang, maka kita dapat mengubah keadaan sekarang menjadi lebih efektif kemudian akan lebih menguntungkan di waktu mendatang. Hal ini dikarenakan keadaan di masa lampau cenderung memiliki pola yang sama setidaknya dalam waktu relatif dekat (Amelia dkk., 2022).

2.1.2 Fungsi *Forecasting*

Fungsi *forecasting* yaitu sebagai berikut (Amelia dkk., 2022):

1. Alat bantu untuk *planning* yang lebih efektif serta efisien.
2. Menentukan sebuah kebutuhan sumber daya di masa yang akan datang.
3. Menentukan suatu kebijakan dengan akurat.

2.1.3 Tujuan *Forecasting*

Tujuan *forecasting* yaitu sebagai berikut (Amelia dkk., 2022):

1. Mengkaji suatu peraturan perusahaan yang ditetapkan sekarang ataupun pada masa lampau kemudian memperhitungkan seberapa jauh dampaknya di masa depan.
2. Pembangunan bisnis disuatu perusahaan sehingga mampu mengoptimalkan efisiensi suatu rencana bisnis.
3. *Forecasting* dibutuhkan karena terjadinya *time lag* antara saat peraturan perusahaan disahkan dengan saat dilapangan.

2.1.4 Manfaat *Forecasting*

Manfaat *forecasting* adalah sebagai berikut (Amelia dkk., 2022):

1. Perusahaan mampu mengoptimalkan pengawasan terhadap kegiatan di perusahaan.
2. Pembuatan berbagai agenda bisnis yang bisa menjadi referensi untuk perusahaan sehingga memperoleh hasil yang lebih optimal.
3. Mempererat kerjasama tim menjadi lebih baik.

2.1.5 Jenis-jenis *Forecasting*

Berdasarkan horizon waktu, *Forecasting* terdiri dari tiga jenis, yaitu (Amelia dkk., 2022):

1. Peramalan jangka panjang, yaitu melingkupi waktu lebih dari 18 bulan, contohnya peramalan yang diperlukan untuk penanaman modal, perancangan kegiatan litbang, serta perancangan fasilitas.

2. Peramalan jangka menengah, yaitu melingkupi waktu 3 bulan sampai 18 bulan, contohnya perencanaan tenaga kerja tidak tetap, perencanaan produksi dan perencanaan penjualan.
3. Peramalan jangka pendek, yaitu melingkupi waktu kurang dari 3 bulan, contohnya peramalan penugasan karyawan dan penjadwalan waktu kerja.

Berdasarkan fungsi serta perencanaan operasi di masa depan, peramalan (*forecasting*) terdiri dari tiga jenis, yaitu (Amelia dkk., 2022):

1. Peramalan ekonomi, yaitu peramalan yang menguraikan siklus bisnis dengan memperkirakan taraf inflasi, ketersediaan dana, biaya yang diperlukan dalam mendirikan permukiman dan sebagainya.
2. Peramalan permintaan, yaitu peramalan permintaan produk ataupun layanan perusahaan. Peramalan dapat juga diartikan sebagai peramalan penjualan yang mengelola produksi, daya tampung, serta sistem penjadwalan sehingga menjadi masukan dalam *planning* pemasaran, pendanaan, beserta SDM (Sumber Daya Manusia).
3. Peramalan teknologi, yaitu peramalan dengan mempertimbangkan kualitas perkembangan teknologi sehingga mampu mengeluarkan produk terbaru serta menarik, peramalan terhadap kebutuhan peralatan ataupun pabrik yang baru.

Berdasarkan jenis data ramalan yang disusun, peramalan terdiri dari dua jenis, yaitu (Sulistyowati dkk., 2020) :

1. Peramalan kuantitatif, yaitu peramalan berdasarkan data penjualan pada masa lampau. Hasil peramalan tergantung dari metode yang dipakai untuk

peramalan. Pemakaian metode yang berbeda tentu memperoleh hasil yang berbeda juga.

2. Peramalan kualitatif, yaitu peramalan Berdasarkan data kualitatif pada masa lalu. Hasil ramalan bergantung pada penyusunnya. Hal ini krusial karena ramalan diperoleh dari hasil pemikiran bersifat intuisi, perspektif, pengalaman serta pengetahuan dari orang yang menyusunnya. Umumnya peramalan kualitatif didasari pada hasil observasi, contohnya perspektif penjual, perspektif manajer penjualan, perspektif para ahli serta pengamatan konsumen.

Berdasarkan karakteristik penyusunnya, peramalan terdiri dari dua jenis, yaitu (Amelia dkk., 2022):

1. Peramalan subjektif, yaitu peramalan berdasarkan pikiran ataupun intuisi dari penyusunnya.
2. Peramalan objektif, yaitu peramalan berdasarkan pada data historis yang relevan, dengan menggunakan metode-metode serta teknik-teknik dalam menganalisis data tersebut.

2.2 Analisis *Time Series*

Analisis runtun waktu dipublikasikan sekitar tahun 1970 berkat orang yang bernama George E. P. Box dan Gwilym M. Jenkins lewat buku dengan judul *Time Series Analysis : Forecasting and Control*. Setelah publikasi tersebut, *time series* semakin dikembangkan oleh orang banyak. Runtun waktu (*Time series*) adalah rentetan analisis data yang telah terjadi didasari oleh indeks waktu yang berurutan serta jeda waktunya yang konstan. Analisis runtun waktu merupakan suatu proses statistika yang digunakan dalam memprediksi rangkaian kesempatan terkait kondisi

yang akan terjadi di masa mendatang dalam rangka menentukan kebijakan. Metode *time series* menggunakan analisis pola ikatan antara variabel yang akan diprediksi dengan variabel waktu (Oktarina & Rasmila, 2018).

Dalam analisis *time series*, prediksi nilai variabel umumnya melibatkan empat komponen yaitu *Trend*, Siklus, Musiman, dan Acak. Variabel deret waktu dapat memiliki beberapa atau semua dari komponen-komponen tersebut (Riyanto & Mulyono, 2019). Penjelasan dari empat komponen yaitu *Trend*, Siklus, Musiman, dan Acak adalah sebagai berikut:

1. Pola *Trend* adalah kecenderungan jangka panjang dalam variabel deret waktu yang ditunjukkan oleh pola grafik halus yang bergerak naik turun.
2. Pola Siklus adalah pergerakan garis di bawah serta di atas rata-rata nilai variabel *time series* yang panjang. Puncak dan lembah siklus dapat diidentifikasi, dan pergeseran dari puncak ke lembah disebut kontraksi, sementara pergeseran dari lembah ke puncak disebut ekspansi.
3. Pola Musiman sama halnya seperti pola siklus, menunjukkan puncak dan lembah, tetapi perbedaannya adalah pola musiman berulang dalam kurun waktu satu tahun atau kurang. Pola siklus terjadi jika lamanya lebih dari satu tahun. Pola musiman dipengaruhi oleh kondisi iklim dan dapat diidentifikasi sebagai variasi yang bergerak secara berulang dalam jangka pendek.
4. Pola Acak terjadi ketika gerakan tidak teratur dalam data *time series* tidak dapat diprediksi atau dijelaskan oleh pola yang teratur. Faktor-faktor acak seperti perubahan permintaan, bencana, atau pemogokan dapat menyebabkan pergerakan yang tidak teratur. Gerakan tidak teratur dapat diketahui hanya setelah terjadi.

2.2.1 Stasioneritas

Data dikatakan stasioner jika data tersebut tidak fluktuatif seiring waktu berjalan. Data stasioner apabila variansi maupun rata-ratanya tetap seiring waktu serta tidak adanya perubahan kenaikan atau penurunan. Data yang belum stasioner harus melalui prosedur stasioner dalam *mean* dan variansi supaya data tersebut mampu meminimalisir kesalahan model yang ingin digunakan. Terdapat dua jenis kestasioneran data yaitu (Listiana & Pratiwi, 2018):

1. Stasioneritas dalam *mean* (rata-rata)

Data apabila tidak memiliki keadaan stasioner dalam rata-rata maka penting untuk melakukan prosedur pembedaan (*differencing*). Prosedur ini berfungsi untuk mengidentifikasi perbedaan antara data suatu periode dengan periode terdahulu secara beruntun. Umumnya, pembedaan tidak lebih dari 2 kali.

2. Stasioneritas dalam variansi

Data dinyatakan stasioner terhadap varian jika susunan data dari waktu ke waktu memiliki fluktuasi data yang konstan atau tidak berubah-ubah. Jika varian tidak stasioner, maka perlu melakukan transformasi data. Menurut Wei, berikut sejumlah nilai λ yang biasa digunakan dalam transformasi data (Listiana & Pratiwi, 2018):

Tabel 2. 1 Transformasi Data

No.	Nilai λ	Transformasi
1.	-1	$\frac{1}{Z_t}$
2.	-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
3.	0,0	$\ln Z_t$
4.	0,5	$\sqrt{Z_t}$
5.	1	Z_t (tanpa transformasi)

2.2.2 Autocorrelation Function (ACF)

Autocorrelation Function (ACF) adalah langkah awal dalam menguji adanya korelasi. Menganalisis suatu *time series* terhadap prosedur statistik yang dilakukan tidak dipengaruhi oleh bertambahnya waktu. Tapi, adanya proses siklus, tren, dan lain sebagainya bisa diolah pada analisis ini (Rohmah, 2019). Koefisien autokorelasi ialah fungsi yang memperlihatkan bahwa besarnya korelasi antara observasi waktu t disimbolkan dengan Z_t dengan observasi waktu terdahulu disimbolkan $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k}$. ACF diperoleh berdasarkan pengumpulan data dengan rumus berikut ini:

$$r_k = \rho_k = \frac{\sum_{i=1}^{n-k} (z_i - \bar{z})(z_{i+k} - \bar{z})}{\sum_{i=1}^{n-k} (z_i - \bar{z})^2} \quad (2.1)$$

Keterangan :

r_k : koefisien autokorelasi

z_t : variabel Z waktu t

z_{t+1} : variabel Z waktu $t+k$

\bar{z} : *mean* variabel Z

Berdasarkan rumus diatas, r_k adalah fungsi dari k , berarti korelasi koefisien autokorelasi berserta *lag*-nya merupakan ACF serta disimbolkan ρ_k .

2.2.3 Partial Autocorrelation Function (PACF)

Partial Autocorrelation Function (PACF) yaitu menghitung tingkat kerapatan dari Z_t dengan Z_{t-k} , jika dampak dari *time lag* 1,2,...,k-1 diasumsikan terpecah. PACF merupakan *function* yang memperlihatkan signifikansi korelasi parsial dari observasi waktu ke t (Z_t) serta observasi pada waktu terdahulu (Z_{t-1} ,

Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k}). Berikut merupakan rumus untuk memperoleh PACF (Rohmah, 2019):

$$\phi_{kk} = (Z_1, Z_{t-k} \mid Z_{t-1}, Z_{t-2} \dots, Z_{t-k+1}) \quad (2.2)$$

Nilai ϕ_{kk} ditetapkan dengan rumus *Yule Walker* sebagai berikut:

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-k} \quad (2.3)$$

$j = 1, 2, \dots, k$, maka gunakan rumus sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{k1}\rho_0 + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-1} \\ \rho_2 &= \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2}\rho_0 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-2} \\ &\vdots \\ \rho_k &= \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_0 \end{aligned} \quad (2.4)$$

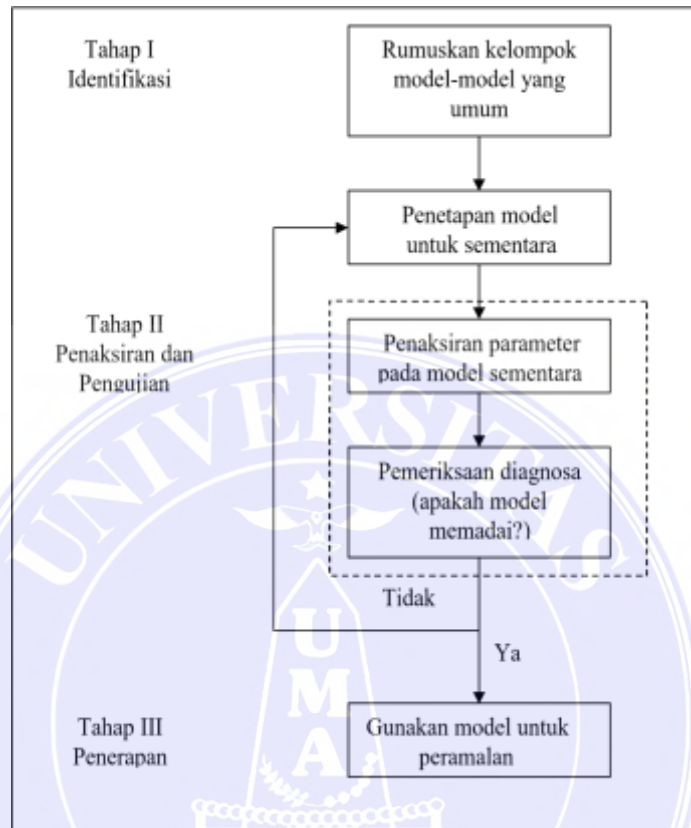
Persamaan di atas bisa dibuatkan kebentuk matriks seperti dibawah ini:

$$\begin{pmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \rho_3 & \dots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \rho_{k-4} & \dots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \phi_{k1} \\ \phi_{k2} \\ \vdots \\ \phi_{kk} \end{pmatrix}$$

2.3 Metode ARIMA (*Box-Jenkins*)

ARIMA merupakan metode *forecasting* yang diperkenalkan oleh G.E.P. Box dan G.M. Jenkins. Model yang diperoleh dalam penggunaan metode Box-Jenkins diantaranya yaitu *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), kombinasi kedua model AR dan MA yaitu ARMA. Model-model tersebut merupakan metode Box-Jenkins yang linier serta stasioner, sementara model yang tidak stasioner adalah model ARIMA (Listiana & Pratiwi, 2018). Metode ARIMA tidak menggunakan teori pengaruh antar variabel seperti halnya model regresi, sehingga ARIMA tidak membutuhkan keterangan terkait variabel terikat maupun bebas.

Hampir mustahil menerapkan ARIMA secara manual (Pangesti dkk., 2018). Skema prosedur *Box-Jenkins* yaitu sebagai berikut:



Gambar 2. 1 Bagan prosedur *Box-Jenkins*

1. Identifikasi Model

Data *time series* pada umumnya tidak stasioner, perspektif AR beserta MA dari model ARIMA hanya berkaitan tentang *time series* yang stasioner. Apabila data tidak stasioner, maka perlu melakukan prosedur stasioneritas data terlebih dahulu menggunakan metode transformasi dan diferensiasi (*differencing*). Data yang sudah stasioner selanjutnya memilih model yang ingin dipakai dengan cara menganalisis plot dari ACF serta PACF data tersebut kemudian dites serta didistribusikan sesuai dengan model ARIMA. Identifikasi model bukan hanya dengan memperhatikan

grafik data, grafik ACF beserta PACF, akan tetapi harus memiliki pengetahuan tentang data yang mau dianalisa. Berdasarkan grafik data, grafik ACF serta PACF, dan memiliki keilmuan tentang data, dalam memilih model yang ingin digunakan sebaiknya dengan parameter-parameter yang paling kecil.

Tabel 2. 2 Identifikasi Model menggunakan ACF dan PACF

Jenis Model	Plot ACF	Plot PACF
$AR(p)$	Turun <i>exponentials</i> sampai nol	Signifikan hingga lag p
$MA(q)$	Signifikan hingga lag q	Turun <i>exponentials</i> sampai nol
$ARMA(p,q)$	Turun <i>exponentials</i> sampai nol	Turun <i>exponentials</i> sampai nol
$ARIMA(p,d,q)$	Turun <i>exponentials</i> sampai nol serta telah melalui <i>differenciing</i>	Turun <i>exponentials</i> sampai nol serta telah melalui <i>differencing</i>

(Sumber : Riyanto & Mulyono, 2019)

2. Pendugaan Parameter

Pendugaan parameter yaitu melakukan penaksiran terhadap parameter model sementara dengan tujuan untuk mendapat besaran koefisien model. Pendugaan parameter dalam model ARIMA bisa dikerjakan melalui sejumlah cara, contohnya metode *maximum likelihood*, *moment*, *least squared*, serta metode lainnya (Riyanto & Mulyono, 2019).

3. Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik yaitu melakukan pengujian dalam menetapkan bahwa model tersebut adalah model terbaik untuk digunakan. Pengujiannya menggunakan tes residual autokorelasi, dalam memenuhi keyakinan apakah residualnya signifikan berbeda mutlak dari nol. Apabila perbedaan tidak signifikan, maka modelnya belum bisa digunakan, maka

wajib mengulangi prosesnya dari langkah pertama yaitu identifikasi model kemudian memilih model lain. Apabila θ merupakan nilai perkiraan parameter dari θ untuk beberapa model, standar deviasi (θ) merupakan perkiraan standar kesalahan nilai perkiraan θ , oleh karena itu, tes signifikan bisa dilaksanakan menggunakan langkah-langkah berikut ini:

a. Tes Signifikansi Parameter

1) Uji Hipotesis

$H_0: \theta = 0$ parameter signifikan

$H_1: \theta \neq 0$ setidaknya mempunyai satu parameter yang tidak signifikan

2) Uji t : $t = \frac{\hat{\theta}}{se(\hat{\theta})}$ (2.5)

3) Keputusan : H_0 ditolak jika $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}, df=n-np}$, np = total parameter

b. Tes Ketetapan Model

Tes ketetapan model terdiri dari tes kelayakan model (*White Noise*) serta tes asumsi normalitas data. Tes kelayakan suatu model dengan penjelasan berikut ini:

1) Tes *White Noise*

Tes *white noise* yaitu seperti dibawah ini:

a) Uji Hipotesis:

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$$

$$H_1: \text{setidaknya satu } \rho_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, k$$

b) Tes statistik dengan uji Ljung-Box:

$$Q^* = n(n+2) \sum_{k=2}^{n-k} \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \quad (2.6)$$

c) Wilayah penentangan:

Tolak H_0 jika $Q^* > x_{\alpha;df=k-m}^2$ k merupakan lag serta m merupakan total parameter yang diperkirakan pada suatu model.

2) Tes Normalitas Data

Tes normalitas data berfungsi dalam menyadari jika data sudah memperoleh asumsi normal atau tidak. Cara melakukan tes kenormalan yaitu dengan tes *Kolmogorov Smirnof* menggunakan ketentuan keputusan berikut ini (Riyanto & Mulyono, 2019):

- a) Apabila $p\text{-value} < 0,05$ = data tidak bersumber dari populasi berdistribusi normal.
- b) Apabila $p\text{-value} \geq 0,05$ = data bersumber dari populasi berdistribusi normal.

4. Ketetapan Model

Pemakaian metode *forecasting* bergantung pada analisis pola datanya. Jika metode yang terpilih diasumsikan terbaik dalam melakukan prediksi, maka pemilihan metode peramalan didasarkan pada nilai *error* prediksinya. Perlu digarisbawahi bahwasanya tidak ada metode yang meramalkan kondisi data di masa yang akan datang dengan sangat akurat, oleh sebab itu, semua metode peramalan akan menghasilkan kekeliruan. Apabila akurasi kekeliruan yang diperoleh semakin minim, maka hasil peramalan akan semakin akurat. Salah satu *tools* untuk mengukur kekeliruan prediksi yaitu MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |PE_i|$$

$$PE_1 = \frac{x_1 - F_1}{x_1} \times 100\% \quad (2.7)$$

Keterangan :

n = banyaknya data

PE_i = hasil dari pengolahan data aktual dengan data prediksi

PE_1 = data aktual 1 - data ramalan 1 / data aktual 1

Skala nilai *error* dari MAPE seperti tabel dibawah ini :

Tabel 2. 3 Nilai MAPE

MAPE	Keterangan
<10%	Prediksi sangat baik
10-20%	Prediksi baik
20-50%	Prediksi cukup baik/layak
>50%	Prediksi sangat buruk

5. Peramalan

Jika model terbaik sudah diputuskan, maka modelnya bisa diterapkan dalam peramalan (Riyanto & Mulyono, 2019). Salah satu hal terpenting dalam analisis *time series* yaitu memprediksi *value* di masa depan, dalam kepustakaan *time series analysis* kata peramalan paling sering disebutkan adalah kata prediksi. Peramalan hakikatnya adalah uraian dari persamaan yang didasarkan pada koefisien yang diperoleh, maka peneliti mampu memutuskan sendiri keadaan di masa mendatang.

2.4 Klasifikasi Model ARIMA

Model ARIMA terdiri dari empat jenis, yakni model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA) serta model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang memiliki sifat-sifat kedua model AR serta MA, dan ARIMA

musiman yaitu pengembangan dari ARIMA dalam mendapatkan peramalan data yang musiman (Wahyuningtyas dkk., 2022).

2.4.1 Model Autoregressive (AR)

Autoregressive merupakan suatu bentuk regresi, tetapi tidak mengaitkan variabel independen dengan variabel dependen, akan tetapi mengaitkan *value* terdahulu dari *lag* waktu yang berbeda-beda. Model AR mengatakan suatu prediksi merupakan fungsi nilai terdahulu dari *time series* tertentu. Berikut rumus *Autoregressive (AR)* (Munarsih, 2019):

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.8)$$

Keterangan:

$Z_{t-1}, Z_{t-2}, Z_{t-3} \dots Z_{t-p}$: Variabel yang menetapkan

Z_t : Variabel prediksi

ϕ_p : Parameter AR orde p

a_t : kesalahan

Persamaan (2.7) ditulis dengan operator B (*backshift*)

$$Z_t = \phi_1 B Z_t + \phi_2 B^2 Z_t + \dots + \phi_p B^p Z_t + a_t \quad (2.9)$$

$$\phi_p B Z_t = a_t$$

Diketahui: $\phi_p B = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$, dikatakan operator $AR(p)$

Terdiagnosis sejumlah model persamaan lainnya, tergantung dari orde p tersebut, maka dapat ditulis $AR(p)$. Jika $p = 2$, maka $AR(2)$.

Contoh:

1. Model AR(1) dirumuskan seperti berikut ini:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + a_t \quad (2.10)$$

Persamaan (2.10) jika dirumuskan menggunakan operator *backshift* (B), maka:

$$1 - \phi_1 B Z_t = a_t$$

2. Model AR (2) dirumuskan seperti berikut ini:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + a_t \quad (2.11)$$

Persamaan (2.11) jika dirumuskan menggunakan operator *backshift* (B), maka:

$$1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 Z_t = a_t$$

2.4.2 Model *Moving Average* (MA)

Moving Average yaitu ikatan yang mengatakan data sekarang merupakan total nilai galat terkecil (*white noise*) dari data observasi terdahulu atau bergantung dari nilai kekeliruan sebelumnya. Berikut adalah model *Moving Average* (MA) (q) (Yunita, 2019):

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.12)$$

Keterangan :

$a_{t-1} - a_{t-2} - \dots - a_{t-q}$: Nilai-nilai sebelumnya dari galat.

a_t : galat ke t

θ_q : Parameter MA orde q

Persamaan di atas jika dirumuskan dengan operator *backshift* (B), maka:

$$Z_t = \theta_q(B) a_t$$

Diketahui: $\theta_q B = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$, merupakan operator $MA(q)$

Model *Autoregressive* dikatakan bahwa Z_t merupakan fungsi linier dari p nilai kenyataan Z_t waktu terdahulu, sementara itu model $MA(q)$ dinyatakan model konvergen, apabila nilai mutlak akar-akar persamaan sifat-sifat dari persamaan (2.13) lebih daripada satu ($(B) > 1$).

Contoh :

1. Model MA (1)

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.13)$$

Persamaan (2.13) di atas jika dirumuskan menggunakan operator *backshift* (B), maka:

$$Z_t = (1 - \theta_1 B)$$

Persamaan sifat-sifatnya $(1 - \theta_1 B) = 0, B = \frac{1}{\theta_1} = \theta_1^{-1}$ sehingga $|\theta| < 1$ ataupun θ_1 wajib berada diantara $-1 < 1 < 1$

2. Model MA (2)

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \quad (2.14)$$

Persamaan (2.14) di atas jika dirumuskan menggunakan operator *backshift* (B), maka:

$$Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)$$

Persamaan sifat-sifatnya $(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2) = 0$. Jarak masa diperbolehkan dalam model MA (2) menyertakan aturan seperti di bawah ini:

$$-1 < \theta_2 < 1 \text{ dan } -2 < \theta_1 < 2$$

2.4.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

ARMA adalah kombinasi antara model *Autoregressive* (AR) dengan model *Moving Average* (MA), yaitu metode yang sederhana serta praktis, dengan

pemakaian kombinasi kedua model ini, maka autokorelasinya bisa ditinjau mulai dari nilai yang beruntun pada waktu-waktu terdahulu dari variabel prediksi ataupun nilai beruntun dari kekeliruan waktu terdahulu. Model AR serta MA dikombinasikan kesuatu persamaan, kombinasi kedua model tersebut diberi nama ARMA (p,q) , persamaannya yaitu sebagai berikut (Rahmawati dkk., 2020):

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

Persamaan di atas menjadi:

$$Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \dots - \phi_p Z_{t-p} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.15)$$

Persamaan (2.15) jika dirumuskan menggunakan operator *backshift* (B), maka:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t$$

Maka didapatkan:

$$\phi_p B Z_t = (B) a_t$$

Contoh :

1. Model ARMA (1,1)

Gabungan dari AR (1) serta MA (1) :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.16)$$

Persamaan (2.16) di atas jika dirumuskan menggunakan operator *backshift* (B), maka:

$$(1 - \phi_1 B) Z_t = (1 - \theta_1 B) a_t$$

2. Model ARMA (2,1)

Gabungan dari AR (2) serta MA (1) :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.17)$$

Persamaan (2.17) di atas jika dirumuskan menggunakan operator *backshift* (B), maka:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2) Z_t = (1 - \theta_1 B) a_t$$

3. Model ARMA (2,2)

Gabungan AR (2) serta MA (2) :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \quad (2.18)$$

Persamaan (2.18) di atas jika dirumuskan menggunakan operator *backshift* (B), maka:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2) Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2) a_t$$

2.4.4 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA adalah suatu model yang digunakan pada data yang telah stasioner, dalam arti data telah melalui proses pembedaan, maka dari itu data sudah stasioner. ARIMA adalah kombinasi dari model ARMA serta melalui prosedur pembedaan (Wibowo, 2018). Model ARIMA (p,d,q) pada data *time series* (Z_t) umumnya memiliki rumus berikut ini:

$$(1 - B)^d Z_t = (B) a_t \quad (2.19)$$

Persamaan (2.19) di atas jika dirumuskan menggunakan operator *backshift* (B), maka:

$$1 - B^d 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p Z_t = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B a_t$$

Sehingga didapatkan:

$$1 - B^d Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \dots - \phi_p Z_{t-p} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Keterangan :

Z_t : data observasi ke- t

B : operator *backshift*

$(1 - B^d Z_t)$: runtun waktu telah stasioner <i>differencing</i> ke- d
a_t	: tingkat kesalahan waktu t
p	: ordo <i>AR</i>
d	: ordo pembedaan
q	: ordo <i>MA</i>

2.4.5 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Musiman

ARIMA Musiman merupakan model yang melibatkan faktor pola data musiman (Wahyuningtyas dkk., 2022). Umumnya, persamaan ARIMA Musiman ditulis seperti berikut ini:

$$\phi_p(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\theta_q(B^S)\alpha_t \quad (2.20)$$

Keterangan:

$\phi_p(B)$: AR tanpa musiman
$\phi_p(B^S)$: AR musiman
$(1 - B)^d$: perbedaan tanpa musiman
$(1 - B^S)^d$: perbedaan musiman
$\theta_q(B)$: MA tanpa musiman
$\theta_q(B^S)$: MA musiman
α_t	: nilai residual saat t .

2.5 RStudio

R adalah bahasa pemrograman yang dirancang khusus untuk melakukan tugas-tugas terkait dengan implementasi teknik-teknik *Data Mining*, termasuk *Machine Learning* dan Statistika. Data dapat diproses dengan mudah dan secara

gratis karena *R* dapat diunduh dan digunakan dengan lisensi *GNU General Public License*. *R* menawarkan berbagai teknik Statistika, seperti pemodelan nonlinier, pemodelan linier, dan analisis *time series*. *RStudio* adalah suatu *Integrated Development Environment (IDE)* yang dikembangkan untuk digunakan dengan *R*, dan menyediakan berbagai fasilitas yang diperlukan untuk proses *coding* dan manajemen proyek. *RStudio* memiliki *User Interface (UI)* yang menarik dan dibangun khusus untuk memudahkan pekerjaan koding serta manajemen proyek. Beberapa fitur *RStudio* yang tidak dimiliki oleh *R* meliputi *code completion*, *syntax highlighting*, *smart indentation*, dan lain-lain. (Sa'adah dkk., 2021).

2.6 Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu merupakan langkah penting dalam melakukan suatu penelitian. Selain memahami dan mengutip teori-teori yang sesuai dengan penelitian ini, perlu juga melakukan analisis dari penelitian terdahulu yang dapat mempermudah peneliti untuk mendalami masalah yang akan dikaji dengan pendekatan yang lebih luas. Berikut tabel beberapa penelitian terdahulu yang bisa membantu atau mendukung dalam penelitian yang penulis lakukan saat ini:

Tabel 2. 4 Penelitian Terdahulu

No.	Peneliti (Tahun)	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
1.	(Purnama & Juliana, 2019)	Analisa Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan Menggunakan Metode ARIMA	Model terbaik yaitu ARIMA (2,1,2). Hasilnya, metode <i>dynamic forecast</i> memperoleh nilai MAE:156.2733 serta nilai MAPE: 2.532939 dan metode <i>statistic forecast</i> memperoleh nilai MAE: 39.66145 serta MAPE: 0.649627. Investor maupun masyarakat bisa menggunakan metode ARIMA untuk memprediksi pasar modal yang akan terjadi pada periode berikutnya.
2.	(Rahmawati & Miasary, 2021)	Peramalan Penyebaran Jumlah Kasus Virus Covid-19 Provinsi	Hasil penelitian memeperlihatkan kasus positif harian di provinsi Jawa Tengah sangat fluktuatif dari jumlah

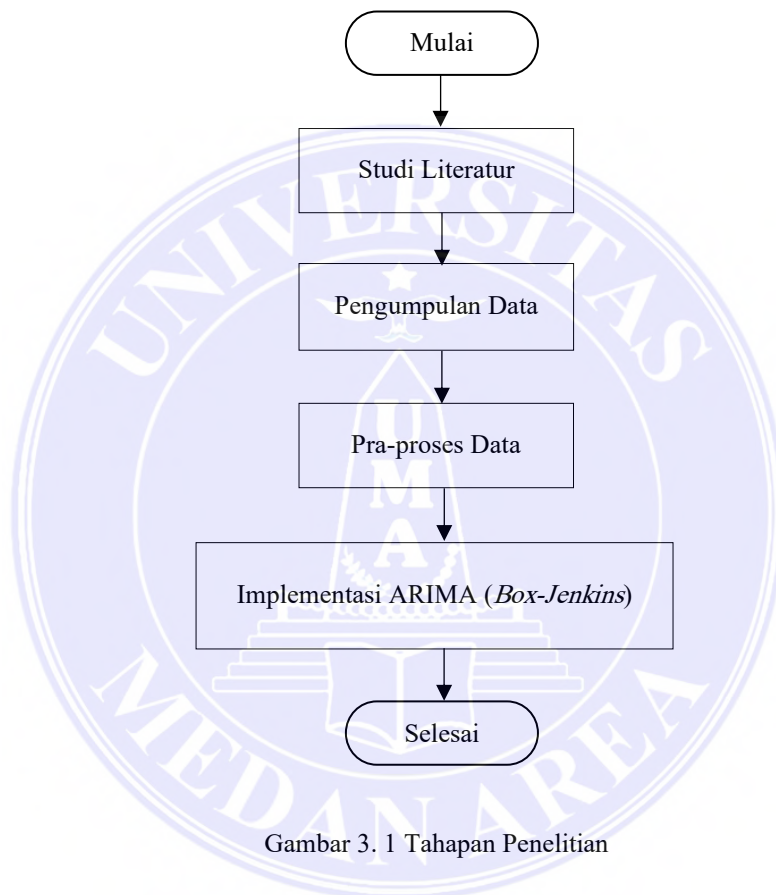
		Jawa Tengah dengan Metode ARIMA	232 orang ditanggal 7 Agustus 2020 sampai 917 ditanggal 13 Desember 2020, maka dari data yang sudah disimulasikan, diperkirakan bahwa hingga bulan Desember 2020 yaitu hari ke 129 mengalami peningkatan jumlah kasus positif, lalu hari ke 138 mengalami penurunan. Model dalam prediksi penularan virus <i>Covid-19</i> di Jawa tengah yaitu ARIMA(1,1,1) dengan hasil nilai RMSE 0.38166253; MAE 0.27761916; MPE 0.93741765; MAPE 4.88921623; MASE 0.86158633.
3.	(Rusyida & Pratama, 2020))	Prediksi Harga Saham Garuda Indonesia di Tengah Pandemi <i>Covid-19</i> Menggunakan Metode ARIMA	Model terbaik yaitu ARIMA (3,1,2) dengan nilai RMSE 38,03 menunjukkan bahwa data 22 April 2019 sampai 20 April 2020 dapat digunakan untuk memprediksi harga tutup saham 21 April 2020 sampai 13 Juli 2020. Harga saham PT. Garuda Indonesia, Tbk hari ini dipengaruhi oleh satu hari perdagangan yang lalu. Prediksi harga saham harian PT. Garuda Indonesia, Tbk di Bursa Efek Indonesia dari 21 April 2020 sampai 13 Juli 2020 cenderung mengalami penurunan. Hal ini diduga karena investor cenderung menahan modalnya efek adanya kebijakan larangan mudik yang diterapkan pemerintah yang berefek pada berhentinya operasional sektor penerbangan.
4.	(Rezaldi & Sugiman, 2021)	Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT. Telekomunikasi Indonesia	Model peramalan terbaik yaitu ARIMA (0,2,1) dengan nilai MSE terkecil yaitu sebesar 3,070. Hasil permalan menyimpulkan bahwa harga <i>closing</i> saham PT. Telekomunikasi Indonesia mengalami penurunan disetiap bulannya, dalam hal ini terdapat kemungkinan bahwa harga saham tidak dipengaruhi oleh waktu tapi juga dipengaruhi oleh adanya faktor eksternal lainnya.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Tahapan Penelitian

Berikut merupakan tahapan pengerjaan pada penelitian ini:



Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian

Berdasarkan alur dari gambar di atas, berikut adalah penjelasan singkatnya:

1. Mulai.
2. Studi Literatur, yaitu mempelajari metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dengan cara mencari terlebih dahulu sumber referensi yang relevan.

3. Pengumpulan Data, yaitu memperoleh data sesuai syarat yang berlaku dalam analisis menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).
4. Pra-proses Data, yaitu merapikan data sesuai kebutuhan analisis metode yang digunakan.
5. Analisis dengan ARIMA (*Box-Jenkins*), yaitu melakukan analisis dengan prosedur *Box-Jenkins* seperti identifikasi data, estimasi parameter model, cek kelayakan model, kemudian peramalan.
6. Selesai.

3.2 Studi Literatur

Studi literatur merupakan tahapan untuk mencari sumber referensi yang relevan terkait *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) kemudian mempelajari metodenya. Media yang peneliti gunakan untuk mencari referensi diantaranya yaitu *Google*, *Google Scholar*, *Google Books*, *Youtube*, *Github*, dan *Stackoverflow*.

3.3 Pengumpulan Data

Jenis data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data sekunder dengan format file *Microsoft Excel*. Data diperoleh dari website Badan Pusat Statistik Indonesia (<https://www.bps.go.id/>). Data merupakan Jumlah Penumpang Pesawat Bandar Udara Internasional Sultan Hasanudin Berdasarkan Penerbangan Domestik dari tahun 2016 sampai Januari 2023. Variabel penelitian yang digunakan yaitu Periode (Bulan) sebagai variabel independen dan Jumlah Penumpang Pesawat sebagai variabel dependen.

3.4 Pra-proses Data

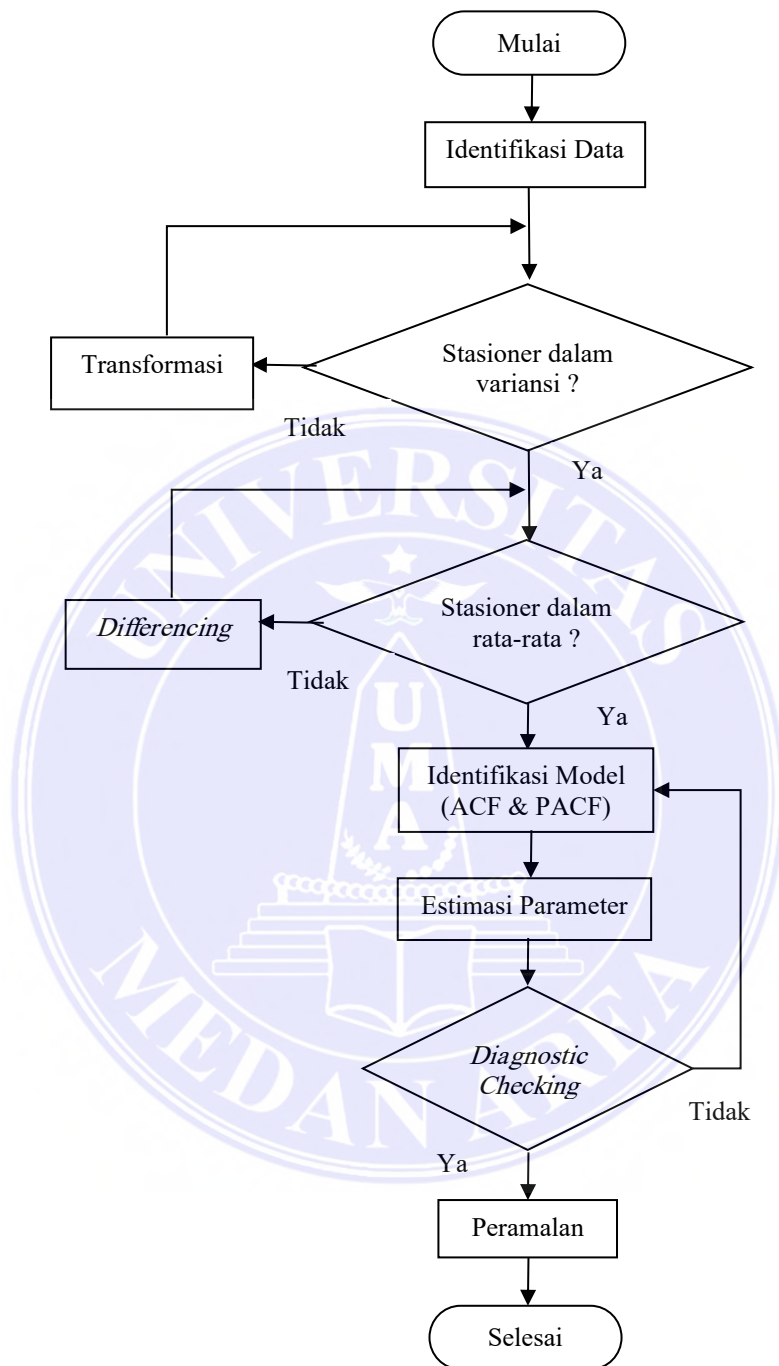
Pra-proses data merupakan tahapan untuk merapikan data sesuai kebutuhan metode yang digunakan. Data yang telah diunduh dari situs Badan Pusat Statistik Indonesia, berhubung dalam kasus ini susunan datanya kurang rapi, maka peneliti merapikannya sesuai kebutuhan untuk analisis. Data dirapikan menggunakan *Microsoft Excel* dengan ketentuan: 1) kolom pertama adalah penomoran untuk jumlah data; 2) kolom kedua untuk variabel *time series*; 3) kolom ketiga untuk variabel Jumlah Penumpang Pesawat.

3.5 Implementasi ARIMA (*Box-Jenkins*)

Implementasi metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dengan prosedur sebagai berikut :

1. Mulai.
2. Melakukan transformasi jika data belum stasioner dalam variansi.
3. Melakukan diferensiasi apabila data belum stasioner dalam rata-rata.
4. Membuat dan menganalisis plot ACF serta PACF terhadap data yang sudah stasioner.
5. Melakukan pemodelan menggunakan metode ARIMA.
6. Melakukan tes signifikan serta tes dugaan parameter model.
7. Melakukan evaluasi model ARIMA terbaik berdasarkan nilai MAPE paling kecil.
8. Melakukan prediksi berdasarkan model terbaik.
9. Selesai.

Flowchart metode ARIMA sebagai berikut:



Gambar 3. 2 Flowchart Metode ARIMA

3.5.1 Penerapan Metode ARIMA Secara Manual

Langkah awal dalam metode ARIMA adalah mengidentifikasi jika data yang dipakai sudah stasioner atau belum. Data belum stasioner karena mengandung trend, maka harus melakukan transformasi ataupun pembedaan. Setelah data terkonversi menjadi stasioner, perhitungan selanjutnya akan menggunakan data hasil konversi.

Tabel 3. 1 Jumlah Penumpang

Periode (Bulan)	Jumlah	Periode (Bulan)	Jumlah	Periode (Bulan)	Jumlah
01/01/1999	240	01/01/2000	396	01/01/2001	696
01/02/1999	210	01/02/2000	306	01/02/2001	234
01/03/1999	630	01/03/2000	498	01/03/2001	348
01/04/1999	594	01/04/2000	480	01/04/2001	138
01/05/1999	2214	01/05/2000	234	01/05/2001	750
01/06/1999	1290	01/06/2000	132	01/06/2001	444
01/07/1999	1368	01/07/2000	438	01/07/2001	750
01/08/1999	1308	01/08/2000	270	01/08/2001	426
01/09/1999	1452	01/09/2000	858	01/09/2001	798
01/10/1999	1314	01/10/2000	342	01/10/2001	534
01/11/1999	180	01/11/2000	624	01/11/2001	408
01/12/1999	120	01/12/2000	138	01/12/2001	192

Untuk memeriksa apakah data sudah stasioner, sangat penting untuk melakukan tes stasioner menggunakan tes *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Pada tes ini, terdapat definisi hipotesis yaitu seperti di bawah ini:

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

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

Tingkat signifikan = 0,05 (5% populasi data),

Langkah awal yang dapat dilakukan adalah memakai tes ADF berdasarkan model yang memiliki lag order (t) dengan nilai 3 serta nilai e yang merupakan kesalahan maka,

$$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + e$$

$$Z_3 - Z_{(3-1)} = \delta Z_{(3-1)} + e \quad 630 - 210 = \delta \cdot 210 + e$$

$$420 = \delta \cdot 210$$

$$\delta = 2$$

Langkah berikutnya yaitu mengganti variabel δ menjadi nilai uji t . Nilai variabel δ'

dapat diperoleh dengan berdasarkan variabel δ . Uji $t = \frac{\delta' - \delta}{SE \delta}$ maka,

$$\delta' = \frac{y_t \Delta y_t}{y_{t-1}^2} = \frac{630 \cdot 420}{210^2} = \frac{264600}{44100}$$

$$\delta' = 6$$

$$t = \frac{\delta' - \delta}{SE \delta'} = \frac{6 - 2}{SE 6} = 2.7855$$

Setelah mendapatkan nilai t , selanjutnya nilai diganti menjadi p -value yaitu 0,2675, karena p -value tersebut lebih besar daripada tingkat signifikansi α yang digunakan sebesar 0,05, oleh karena itu, data tersebut harus di-*differencing* dengan orde d sebesar 1. Setelah itu, data akan melewati prosedur *differencing* menggunakan persamaan berikut:

$$\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1} \text{ maka,}$$

$$\nabla Z_2 = Z_2 - Z_{2-1} = 210 - 240 = -30,$$

$\nabla Z_3 = Z_3 - Z_{3-1} = 630 - 210 = 420$, begitu seterusnya sampai kepada akhir datanya seperti pada tabel 3.2 dibawah ini.

Tabel 3. 2 Jumlah Penumpang *Differencing* Pertama

Periode (Bulan)	Jumlah	Periode (Bulan)	Jumlah	Periode (Bulan)	Jumlah
01/01/1999	-30	01/01/2000	276	01/01/2001	-462
01/02/1999	420	01/02/2000	-90	01/02/2001	114
01/03/1999	-36	01/03/2000	192	01/03/2001	-210
01/04/1999	1620	01/04/2000	-18	01/04/2001	612
01/05/1999	-924	01/05/2000	-246	01/05/2001	-306
01/06/1999	78	01/06/2000	-102	01/06/2001	306
01/07/1999	-60	01/07/2000	306	01/07/2001	-324

01/08/1999	144		01/08/2000	-168		01/08/2001	372
01/09/1999	-138		01/09/2000	588		01/09/2001	-264
01/10/1999	-1134		01/10/2000	-516		01/10/2001	-126
01/11/1999	-60		01/11/2000	282		01/11/2001	-216
01/12/1999	558		01/12/2000	-486		01/12/2001	

Kemudian kembali melakukan tes ADF pada data yang telah melalui *differencing* maka,

$$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + e$$

$$\Delta Z_2 = \delta Z_{2-1} + e$$

$$Z_2 - Z_{2-1} = \delta Z_{(2-1)} + e$$

$$420 - (-30) = \delta (-30) + e$$

$$450 = \delta (-30) + e$$

$$\delta = 15$$

ganti variabel δ dengan nilai uji t , dalam memperoleh nilai variabel δ' gunakan

variabel δ . Uji $t = \frac{\delta' - \delta}{SE \delta}$ maka,

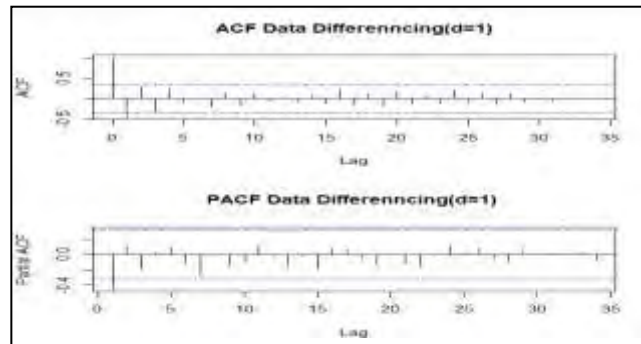
$$\delta' = \frac{y_t \Delta y_t}{y_{t-1}^2} = \frac{420 \cdot 450}{(-30)^2} = \frac{189000}{900}$$

$$\delta' = 210$$

$$t = \frac{\delta' - \delta}{SE \delta'} = \frac{210 - 15}{SE 210} = 3,9322$$

Setelah mengubah nilai t menjadi p -value sebesar 0,02365, ditemukan bahwa nilai p -value posisinya berada di bawah tingkat signifikansi α sebesar 0,05, maka dapat diperoleh kesimpulan bahwasanya data telah memenuhi asumsi stasioner.

Data yang dikategorikan telah stasioner, langkah berikutnya yaitu melakukan



identifikasi model dengan menentukan ordo dari p serta ordo dari q dengan menggunakan plot ACF serta PACF. Plot ACF serta PACF dari data yang sudah stasioner yaitu sebagai berikut:

Gambar 3. 3 Plot ACF dan PACF Data Stasioner

Berikut tabel nilai ACF serta PACF :

Tabel 3. 3 ACF dan PACF Data *Differencing*

Lag	ACF	PACF
1	-0,455820	-0,455820
2	0,291361	0,105512
3	-0,321143	-0,196900
4	0,241974	0,027363
5	-0,100680	0,088090
6	-0,002481	-0,119454
7	-0,222821	-0,290003
8	0,140512	-0,027442
9	-0,164227	-0,153446
10	0,121944	-0,104506
11	-0,047007	0,108664
12	0,045498	-0,024280

Hasil Gambar 3.3 menunjukkan bahwa grafik ACF dapat dilihat bahwa koefisien ACF terpotong saat *lag* pertama, maka diduga ordo q yaitu 1, untuk grafik PACF dapat dilihat bahwa koefisien PACF terpotong saat *lag* pertama, maka diduga ordo p yaitu 1 dan ordo d juga 1. Hasil tersebut menunjukkan bahwa dapat

diasumsikan model ARIMA yang menggambarkan data tersebut adalah model ARIMA(1,1,1).

Model telah didapatkan lewat analisis plot ACF dan PACF, langkah selanjutnya adalah melakukan seleksi model terbaik. Proses seleksi dilakukan dengan membandingkan *Akaike Information Criterion* (AIC) tiap modelnya. Model yang memiliki AIC paling kecil menjadi model terbaik untuk digunakan. Rumus AIC yaitu $AIC = \log \hat{\sigma}^2 + \frac{2k}{n}$, di mana $\log \hat{\sigma}^2$ model ARIMA(1,1,1) yaitu 260,56, sehingga AIC ARIMA(1,1,1) yaitu sebagai berikut:

$$AIC = 260.56 + 260.56 \frac{2(3)}{36} = 260.56 + 266,56 = 527,12$$

Model terbaik sementara telah terpilih, langkah berikutnya yaitu melakukan uji estimasi parameter. Pengolahann uji estimasi dilakukan dengan menguji signifikansi koefisien untuk model terbaik. Estimator parameter ar_1 dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} ar_1 &= \frac{\sum_{t=2}^n (X_{t-1} X_t)}{\sum_{t=2}^n (X_{t-1})^2} = \frac{\sum_{t=2}^{36} (X_{t-1} X_t)}{\sum_{t=2}^{36} (X_{t-1})^2} \\ &= \frac{(240*210)+(210*630)+\dots+(408*192)}{(240)^2+(210)^2+(630)^2+\dots+(408)^2} \\ &= 0,79185 \end{aligned}$$

$$p\text{-value } ar_1 = 0,001127$$

Berdasarkan hasil perhitungan di atas, dapat dilihat ternyata $p\text{-value}$ koefisien $ar_1 < 0,05$, sehingga bisa diketahui bahwasanya koefisien ar_1 signifikan. Sesudah dilakukan uji signifikansi koefisien, tahap berikutnya yaitu melakukan uji diagnostic memakai uji *Ljung Box*.

Berdasarkan nilai ACF serta PACF dari Tabel 3.3, nilai Q ARIMA(1,1,1) yaitu sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Q &= 35(35 + 2) \sum_{k=1}^7 \frac{r_k^2}{n-k} \\ &= 35 * 37 * \left(\frac{(-0,455820)^2}{35-1} + \frac{(0,291361)^2}{35-2} + \frac{(-0,321143)^2}{35-3} + \dots + \frac{(-0,222821)^2}{35-7} \right) \\ &= 35 * 37 * 0,015906 \\ &= 5,7478 \end{aligned}$$

Setelah dilakukan perhitungan, diperoleh skor Q sebesar 5,7478 dengan tingkat kebebasan 5 kemudian dikurangi jumlah parameter model ARIMA(1,1,1), maka p -value sebesar 0,3315, karena p -value lebih besar dari tingkat signifikansi 0,05, maka dapat disimpulkan bahwa residual model ARIMA(1,1,1) mengandung korelasi serta belum memenuhi aturan *white noise*, selanjutnya melakukan prediksi dengan menggunakan model terbaik. Berikut merupakan hasil prediksi menggunakan model ARIMA(1,1,1):

Tabel 3. 4 Hasil Peramalan ARIMA(1,1,1)

Bulan ke-	Peramalan
37	283.3502
38	211.0148
39	268.2934

Kemudian untuk mengetahui akurasi *error* dari prediksi model ARIMA(1,1,1), oleh karena itu perlu menghitung nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) model tersebut. Hasilnya yaitu sebagai berikut:

$$\begin{aligned} MAPE &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |PE_i| \\ PE_1 &= \frac{x_1 - F_1}{x_1} \times 100\% = \frac{240 - 283,3502}{240} \times 100\% = 0,18062 = -18,06\% \\ PE_2 &= \frac{x_2 - F_2}{x_2} \times 100\% = \frac{210 - 211,0148}{210} \times 100\% = 0,004832 \times 100\% = -0,4832\% \\ PE_3 &= \frac{x_3 - F_3}{x_3} \times 100\% = \frac{630 - 268,2934}{630} \times 100\% = 0,57413 \times 100\% = 57,413\% \\ MAPE &= \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 |PE_i| = \frac{1}{3} (|PE_1| + |PE_2| + |PE_3|) = 71,59977 \end{aligned}$$

3.5.2 Implementasi Metode ARIMA Menggunakan RStudio

RStudio yang digunakan pada penelitian ini merupakan versi terbarunya yaitu RStudio 2022.12.0+353 "Elsbeth Geranium" Release (7d165dcf, 2022-12-03) for Windows dengan bahasa pemrograman R versi 4.2.2.

1. Membuat File Baru Menggunakan R Script

Cara membuat *file* baru menggunakan R Script yaitu buka aplikasi RStudio kemudian tekan tombol *keybord* dengan perintah *Ctrl+Shift+N* atau secara manual dengan cara sebagai berikut :

Klik *File > New File > R Script*, seperti dibawah ini :



Gambar 3. 4 Membuat *File* Baru R Script

Setelah diklik akan menampilkan R Script, maka dapat membuat program. Hasil program atau setiap ada perubahan yang ingin disimpan bisa menggunakan perintah *Ctrl+S*.

2. Library Yang Dibutuhkan

Sebelum melakukan analisis, *packages* yang akan digunakan diaktifkan/di-*install* terlebih dahulu menggunakan perintah '*library()*'. Berikut *packages* yang dibutuhkan untuk prediksi :

- 1) `library(rmarkdown)`, *package* 'rmarkdown' digunakan untuk *support* membuat halaman tabel yang dibaca dari data yang telah di-*import*.
- 2) `library(readxl)`, *package* 'readxl' digunakan untuk *import* data dari *file Excel*.
- 3) `library(tseries)`, *package* 'tseries' digunakan untuk pengecekan kestasioneran.
- 4) `library(lmtest)`, *package* 'lmtest' digunakan untuk uji signifikansi koefisien parameter.
- 5) `library(nortest)`, *package* 'nortest' digunakan untuk uji asumsi normalitas sisaan.
- 6) `library(forecast)`, *package* 'forecast' digunakan untuk peramalan menggunakan ARIMA.

3. Memanggil Data

Data dipanggil dari penyimpanan komputer menggunakan perintah '`read_excel()`'. Argumen yang diisikan dalam *function* adalah letak dokumen *excel* disimpan. *Function* `as.numeric()` adalah *function* yang digunakan untuk mengubah tipe data menjadi numerik. Argumen yang diisikan dalam *function* adalah data yang ingin diubah. *Function* `paged_table()` digunakan untuk membuat sebuah tabel dalam *RStudio*. Data disimpan dalam obyek 'data'. Berikut contoh implementasinya :

```
data <- read_excel("D:/ta/ARIMA/DISKUSI/penumpang/JPP.xlsx")
data <- as.numeric(data$Jumlah)
data <- ts(data, start=c(2016,1), frequency = 12)
paged_table(as.data.frame(data))
```

4. Menampilkan Plot *Time Series* Data

Membentuk plot data deret waktu digunakan untuk mengetahui gambaran umum dari data yang dianalisis serta kecenderungan pergerakan data atau pola data yang terbentuk. Untuk membentuk plot variabel harga digunakan perintah ‘plot()’ dengan argumen data yang digunakan diikuti variabel yang akan dibentuk plotnya dan identitas dari plot data deret waktu. Berikut contoh penerapannya :

```
plot(data, main = "Plot Data TS Jumlah Penumpang Pesawat",  
ylab='Jumlah', xlab='Waktu', type='o')
```

5. Pengecekan Stasioneritas

Pengecekan stasioneritas terhadap ragam dapat dilakukan menggunakan uji *Box-Cox*. Pengujian *Box-Cox* menggunakan perintah ‘Boxcox.lambd()’. Berikut contoh penerapannya :

```
BoxCox.lambd(data)
```

Pengecekan stasioneritas terhadap *mean* dapat dilakukan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Dalam *R*, pengujian ADF menggunakan perintah ‘adf.test()’. Berikut contoh penerapannya:

```
adf.test(data)
```

6. Identifikasi Model

Pemilihan Model terbaik sementara berdasarkan plot ACF dan PACF dari data yang diasumsikan sudah Stasioner. Berikut contoh penerapannya :

```
acf(datas)
```

```
pacf(datas)
```

7. Estimasi Parameter

Function `ari ma()` digunakan untuk melakukan estimasi parameter pada model ARIMA. Argumen yang diisikan dalam function adalah variabel x atau data deret waktu yang akan dimodelkan, dan `order=c(p,d,q)` yang merupakan dugaan orde ARIMA berdasarkan identifikasi model. *Function* `coef test()` digunakan untuk menguji tingkat signifikansi parameter berdasarkan hasil estimasi. Berikut contoh kode programnya :

```
model 1=ari ma(data$Jumlah, order=c(1, 0, 0), fixed=c(NA, rep(0, 1)),
include, mean=T, method='ML')
model 1
coef test(model 1)
```

8. Pengecekan Diagnostik Model

Uji asumsi normalitas sisaan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Perintah yang digunakan dalam *R* untuk 'model1' adalah '`lillie.test()`' dengan argumen residual dari 'model1' dan kemudian argumen "pnorm".

```
lillie.test(model 1$residuals)
```

Uji asumsi normalitas secara visual dapat menggunakan *Normal Q-Q Plot (Quantile-Quantile Plot)*. Berikut adalah contoh penerapannya:

```
qqnorm(model 1$residuals)
```

```
qqline(model 1$residuals)
```

Uji asumsi *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box*. Perintah yang digunakan dalam *R* adalah '`Box.test()`'. Berikut adalah contoh penerapannya :

```
Box.test(model 1$residuals, type = "Ljung-Box")
```

Model yang telah memenuhi asumsi-sumsi yang sudah ditetapkan, selanjutnya memilih model terbaik berdasarkan nilai MAPE terkecil untuk kemudian dilakukan tahapan akhir yaitu prediksi. Berikut contoh kode programnya :

```
accuracy(model 1)
```

9. Prediksi

Model yang telah memenuhi asumsi normalitas dan white noise sisaan maka model tersebut cocok digunakan untuk predikai. Prediksi dilakukan menggunakan perintah 'forecast()' dengan argumen model yang telah dipilih dan banyaknya periode waktu prediksi yang diinginkan. Prediksi dari model terpilih disimpan dalam obyek 'Prediksi', sedangkan *function* plot(Prediksi) digunakan untuk menampilkan grafik dari hasil prediksi. Berikut contoh programnya :

```
Prediksi <- forecast(data, model = model 1, h=12)
```

```
Prediksi
```

```
plot(Prediksi)
```


BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan, berikut kesimpulan yang peneliti dapatkan :

1. Berdasarkan hasil penerapan metode ARIMA terhadap data yang peneliti gunakan terlihat bahwa data telah stasioner dalam varian sedangkan dalam rata-rata perlu di-*differencing* satu kali sehingga data telah memenuhi asumsi stasioneritas. Plot ACF serta plot PACF memiliki 9 model dengan asumsi menggambarkan pola data aktualnya dan setelah diuji koefisiennya hanya 6 model yang memenuhi asumsi. Model-model tersebut kemudian diuji normalitas dan autokorelasinya, ternyata hanya 3 model yang memenuhi asumsi tersebut. Model terbaik kemudian dipilih berdasarkan nilai MAPE terkecil. Model ARIMA(1,1,1) (1,0,0)¹² merupakan model terbaik untuk digunakan dalam memprediksi.
2. Nilai kesalahan model ARIMA(1,1,1) (1,0,0)¹² diukur menggunakan MAPE. Nilai kesalahan Model ARIMA(1,1,1) (1,0,0)¹² yaitu 31.88786% atau jika dikalkulasikan nilai akurasi modelnya yaitu 68.11214%, artinya model cukup baik digunakan.
3. Hasil prediksi model ARIMA(1,1,1) (1,0,0)¹² menunjukkan bahwa prediksi data 12 periode ke depan cenderung mengikuti pola data yang sama dengan 12 periode terakhir dari data aktual, meskipun fluktuasi data hasil prediksi tidak sama dengan data aktualnya.

4. Hasil penelitian jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, maka dapat disimpulkan bahwa akurasi metode ARIMA turun terhadap data dengan pola acak dan memiliki akurasi yang tinggi pada data dengan pola yang konstan.

5.2 Saran

Ketentuan yang perlu diperhatikan sebelum menggunakan metode ARIMA untuk prediksi yaitu sebaiknya terlebih dahulu memperhatikan plot *time series* dari data yang ingin digunakan, apabila datanya konstan baik itu terhadap data dengan pola siklus, musiman, ataupun horizontal, maka dapat diidentifikasi bahwa prediksinya masuk kategori sangat akurat, sedangkan apabila datanya mengandung pola acak maka akurasinya menurun sebanyak data acak yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- Amelia, A. A., dkk. (2022). *MPOT: Implementasi Manajemen Keuangan, Sumber Daya Manusia, Pendidikan, dan Rumah Sakit* (Vol. 2). Penerbit NEM.
- Astuti, F. A. F., & Fachrudin, A. R. (2020). *Manajemen Industri*. Penerbit Lakeisha.
- Barus, M. D. B., Mustafa, M. P., & Thahirah, F. S. (2022) *Monograf Analisis Sistem Forecasting Perencanaan terkait Produksi dengan Metode Single Eksponensial Smoothing (Studi Kasus Pada PT. Food Beverages Indonesia Gerai Chatime Plaza Medan Fair Sebagai Industri Kuliner Kreatif*. Uwais Inspirasi Indonesia.
- Listiana, Y., & Prastiwi, L. (2018). Model Matematika Ketinggalan Gelombang Perairan Pulau Bawean dengan Metode ARIMA. *JMPM: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, 3(2), 123-136.
- Munarsih, E. (2019). Peramalan Jumlah Pengangguran di Provinsi Sumatera Selatan dengan Metode Autoregressive Integreted Moving Average (ARIMA). *Jurnal Penelitian Sains*, 1-5.
- Oktarina, T., & Rasmila. (2018). Peramalan Produksi Cruide Palm Oil (CPO) Menggunakan Metode ARIMA Pada PT. Sampoerna Agro TBK. *Seminar Nasional Sistem Informasi Indonesia*.
- Pangesti, S., Suhery, C., & Rismawan, T. (2018). Aplikasi Prediksi Harga Sembako Menggunakan Metode Box-Jenkins Berbasis Website. *Jurnal Coding, Sistem Komputer Untan*, Hal 139-149.
- Parutu, S. A., & Palandeng, I. D. (2018). Analisis Ramalan Penjualan Dan Persediaan Produk Sepeda Motor Suzuki Pada Pt. Sinar Galesong Mandiri Malalayang. *Jurnal EMBA*, 28-29.
- Purnama, J., & Juliana, A. (2019). Analisa Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan Menggunakan Metode ARIMA. *CAKRAWALA Management Business Journal*, 2, 454.
- Rahmawati, A. K., & Miasary, S. D. (2021). Peramalan Penyebaran Jumlah Kasus Virus Covid-19 Provinsi Jawa Tengah dengan Metode ARIMA. *Zeta – Math Journal*.
- Rahmawati, T., Sudarmana, L., & Priyanto, A. (2020). Penerapan Metode Arima Box-Jenkins Untuk Peramalan Konsumsi Listrik. *Politeknosains*, 6–11.

- Rezaldi, D. A., & Sugiman. (2021). Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT. Telekomunikasi Indonesia. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 611-620.
- Riyanto, & Mulyono, S. (2019). *Peramalan Bisnis dan Ekonometrika*. Depok: Mitra Wacana Media.
- Rohmah, I. K. (2019). Prediksi Laju Inflasi Menggunakan Metode ARIMA Kalman Filter di Surabaya.
- Rusyida, W. Y., & Pratama, V. Y. (2020). Prediksi Harga Saham Garuda Indonesia di Tengah Pandemi Covid-19 Menggunakan Metode ARIMA. *SQUARE : Journal of Mathematics and Mathematics Education*, 73-81.
- Sa'adah, U., Rochayani, M. Y., Lestari, D. W., & Lusiana, D. A. (2021). *Kupas Tuntas Algoritma Data Mining dan Implementasinya Menggunakan R*. Universitas Brawijaya Press.
- Silitonga, H. P., Situmorang, Y. S. W., Kinardi, C., Sinaga, Y. A., Sirait, Y. N. S., Zamili, Y. D. A., ... & Sitio, Z. E. P. (2021). *Penganggaran Perusahaan*. Yayasan Kita Menulis.
- Sofiana, S., Suparti, S., Hakim, A. R., & Triutami, I. (2020). Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat di Bandara Internasional Ahmad Yani dengan Metode Holt Winter's Exponential Smoothing dan Metode Exponential Smoothing Event Based. *Jurnal Gaussian*, 9(4), 535-545.
- Sukanto, R. A., & Shalahuddin, M. (2018). *Rekayasa Perangkat Lunak: Terstruktur dan Berorientasi Objek (Edisi Revisi)*. Bandung: Informatika Bandung.
- Wahyuningtyas, A. R., Pratiwii, W. P., Wasono, R., & Utami, T. W. (2022). Peramalan Indeks Harga Konsumen Kabupaten Banyumas Dengan Metode Sarima. *Jurnal Litbang Edusaintech*, 3(1), 56-60.
- Wibawa, A. P., Qonita, A., & Andika, F. (2018). Perbandingan Metode Prediksi pada Bidang Bisnis dan Keuangan. In *Prosiding Seminar Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Vol (Vol. 3, No. 1)*.

LAMPIRAN

Lampiran Kode Program

```

library(rmarkdown)
library(readxl)
library(tseries)
library(lmtest)
library(nortest)
library(forecast)

#Memanggil data
data <- read_excel("D:/ta/ARIMA/penumpang/JPP.xlsx")
data <- as.numeric(data$Jumlah)
data <- ts(data, start=c(2016,1), frequency = 12)
paged_table(as.data.frame(data))

#Identifikasi Stasioneritas Data
#Plot TS Data
plot(data, main = "Plot Data TS Jumlah Penumpang Pesawat",
ylab='Jumlah', xlab='Waktu', type='o')
data

#Varian/Ragam
BoxCox.lambda(data)

#Transformasi
#tdata<-(data^lambda)
#BoxCox.lambda(tdata)
#plot(tdata, main="Data hasil Transformasi")

#Mean/Rata
adf.test(data)

#Pembedaan
adf.test(diff(data))
plot(diff(data))

#Stasioner
datas<-diff(data)
plot(datas, main="Data TS yang sudah Stasioner dalam
Mean/Varian")

#Cek Perkiraan Model Sementara
par(mfrow=c(2, 1))

#ACF
acf(datas, lag.max = 85)

#PACF
pacf(datas, lag.max = 85)

#Model terpilih sementara
model1=arima(datas, order=c(1,1,0), method = 'ML')
model1
coeftest(model1)

```

```

model 2=ari ma(datas, order=c(0, 1, 1), method = 'ML')
model 2
coef test(model 2)

model 3=ari ma(datas, order=c(1, 1, 1), method = 'ML')
model 3
coef test(model 3)

model 4=ari ma(data, order=c(1, 1, 0), seasonal =
list(order=c(1, 0, 0), peri od=12), method = 'ML')
model 4
coef test(model 4)

model 5=ari ma(data, order=c(1, 1, 0), seasonal =
list(order=c(1, 1, 0), peri od=12), method = 'ML')
model 5
coef test(model 5)

model 6=ari ma(data, order=c(1, 1, 1), seasonal =
list(order=c(1, 0, 0), peri od=12), method = 'ML')
model 6
coef test(model 6)

model 7=ari ma(data, order=c(1, 1, 1), seasonal =
list(order=c(1, 1, 0), peri od=12), method = 'ML')
model 7
coef test(model 7)

model 8=ari ma(data, order=c(1, 1, 1), seasonal =
list(order=c(1, 1, 1), peri od=12), method = 'ML')
model 8
coef test(model 8)

model 9=ari ma(data, order=c(1, 1, 1), seasonal =
list(order=c(1, 0, 1), peri od=12), method = 'ML')
model 9
coef test(model 9)

#Uji resi dual berdistri busi normal
lillie. test(model 1$resi dual s)#
lillie. test(model 2$resi dual s)
lillie. test(model 3$resi dual s)#
lillie. test(model 4$resi dual s)
lillie. test(model 6$resi dual s)#
lillie. test(model 7$resi dual s)

#Vi sual normal itas resi dual data
qqnorm(model 1$resi dual s)#
qqline(model 1$resi dual s)#

qqnorm(model 2$resi dual s)#
qqline(model 2$resi dual s)#

qqnorm(model 3$resi dual s)#
qqline(model 3$resi dual s)#

qqnorm(model 4$resi dual s)#

```

```
qqline(model4$residuals) #
qqnorm(model6$residuals) #
qqline(model6$residuals) #

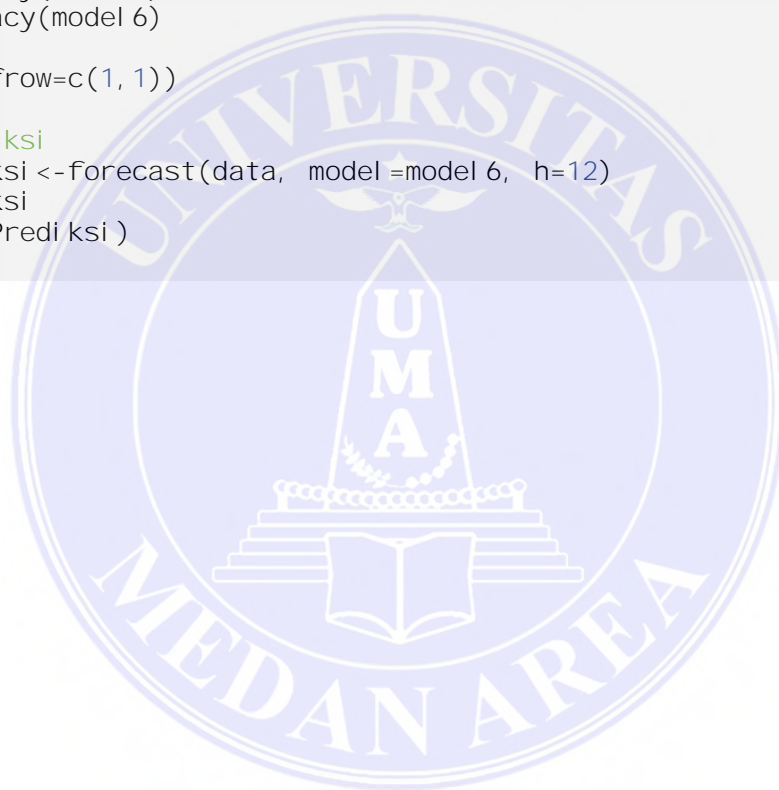
qqnorm(model7$residuals)
qqline(model7$residuals)

#Uji autokorelasi
Box.test(model1$residuals, type = "Ljung-Box")
Box.test(model3$residuals, type = "Ljung-Box")
Box.test(model6$residuals, type = "Ljung-Box")

#Model terbaik
accuracy(model1)
accuracy(model3)
accuracy(model6)

par(mfrow=c(1,1))


#Prediksi
Prediksi <- forecast(data, model=model6, h=12)
plot(Prediksi)
```



Lampiran Data Penelitian

No.	Waktu	Jumlah Penumpang	No.	Waktu	Jumlah Penumpang
1	01/01/2016	376967	51	01/03/2020	230917
2	01/02/2016	282961	52	01/04/2020	49046
3	01/03/2016	309626	53	01/05/2020	6663
4	01/04/2016	302431	54	01/06/2020	40508
5	01/05/2016	349507	55	01/07/2020	79957
6	01/06/2016	277715	56	01/08/2020	134043
7	01/07/2016	395195	57	01/09/2020	129773
8	01/08/2016	318159	58	01/10/2020	156486
9	01/09/2016	323990	59	01/11/2020	193428
10	01/10/2016	319488	60	01/12/2020	194363
11	01/11/2016	318297	61	01/01/2021	163992
12	01/12/2016	350815	62	01/02/2021	128429
13	01/01/2017	352303	63	01/03/2021	166182
14	01/02/2017	277667	64	01/04/2021	175885
15	01/03/2017	324880	65	01/05/2021	142954
16	01/04/2017	321736	66	01/06/2021	210516
17	01/05/2017	339579	67	01/07/2021	73783
18	01/06/2017	295404	68	01/08/2021	66276
19	01/07/2017	437365	69	01/09/2021	112102
20	01/08/2017	339820	70	01/10/2021	159016
21	01/09/2017	363580	71	01/11/2021	182441
22	01/10/2017	355451	72	01/12/2021	182396
23	01/11/2017	344065	73	01/01/2022	211736
24	01/12/2017	366189	74	01/02/2022	156830
25	01/01/2018	369341	75	01/03/2022	219928
26	01/02/2018	309966	76	01/04/2022	179676
27	01/03/2018	344360	77	01/05/2022	275356
28	01/04/2018	358725	78	01/06/2022	229651
29	01/05/2018	329273	79	01/07/2022	246482
30	01/06/2018	378082	80	01/08/2022	201465
31	01/07/2018	431134	81	01/09/2022	193865
32	01/08/2018	361641	82	01/10/2022	210193
33	01/09/2018	364450	83	01/11/2022	211856
34	01/10/2018	376212	84	01/12/2022	216028
35	01/11/2018	338239	85	01/01/2023	231757
36	01/12/2018	359634			
37	01/01/2019	299845			
38	01/02/2019	242539			
39	01/03/2019	261757			
40	01/04/2019	246228			
41	01/05/2019	221716			
42	01/06/2019	306475			
43	01/07/2019	307516			
44	01/08/2019	291482			
45	01/09/2019	289609			
46	01/10/2019	295343			
47	01/11/2019	299358			
48	01/12/2019	291897			
49	01/01/2020	308503			
50	01/02/2020	273885			

Lampiran SK Pembimbing Tugas Akhir

**UNIVERSITAS MEDAN AREA**
FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kualanaram 1 Medan 20136
Kampus II : Jalan Sialang Nomor 71 Jalan Sei Rengas Nomor 71 A, M 20132
Website: www.uma.ac.id E-mail: um@uma.ac.id

Nomor : F91/FT.5/01.10/XII/2022
Lamp : -
Hal : Perubahan Judul Tugas Akhir
24 Desember 2022

Yth, Pembimbing Tugas Akhir
Rizki Muliann, S.Kom, M.Kom
Dr. Dian Noviandri, S.T, M.Kom
di
Tempat

Dengan hormat, Sehubungan dengan adanya perubahan judul tugas akhir maka perlu diterbitkan kembali SK Pembimbing Skripsi baru atas nama mahasiswa tersebut :

Nama : Sulaiman Siregar
NPM : 188160072
Jurusan : Teknik Informatika

Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :


1. **Rizki Muliann, S. Kom, M. Kom** (Sebagai Pembimbing I)
2. **Dr. Dian Noviandri, S.T, M.Kom** (Sebagai Pembimbing II)

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :


"Analisis Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)"

SK Pembimbing ini berlaku selama enam bulan terhitung sejak SK ini diterbitkan. Jika proses pembimbing melebihi batas waktu yang telah ditetapkan, SK ini dapat ditinjau ulang.

Demikian kami sampaikan, atas kesediaan saudara diucapkan terima kasih.


Dr. Rahmi Syah, S. Kom, M. Kom

Lampiran Surat Pengantar Riset

 **UNIVERSITAS MEDAN AREA**
FAKULTAS TEKNIK

Alamat: Jalan Kualanaram 7 Medan Indonesia 20132 Nomor Telp: (061) 7380273, 7380186, 7380185, 7380184, 7380183, 7380182, 7380181, 7380180 / Faksimil: (061) 7380180
Alamat E-mail: j.siregar@uma.ac.id, s.siregar@uma.ac.id, s.siregar@uma.ac.id, s.siregar@uma.ac.id, s.siregar@uma.ac.id, s.siregar@uma.ac.id, s.siregar@uma.ac.id, s.siregar@uma.ac.id
Website: www.uma.ac.id, www.fakultas-teknik.uma.ac.id, www.fakultas-teknik.uma.ac.id, www.fakultas-teknik.uma.ac.id, www.fakultas-teknik.uma.ac.id, www.fakultas-teknik.uma.ac.id, www.fakultas-teknik.uma.ac.id, www.fakultas-teknik.uma.ac.id

Nomor : 8/FT.6/01.10/1/2023
Lamp :
Hal :
10 Januari 2023

Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir

Yth. Wakil Rektor Bid. Pengembangan SDM & Adm. Keuangan
Jln. Kolam No.1
Di
Medan

Dengan hormat, kami mohon kesediaan Ibu kiranya berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan kepada mahasiswa kami tersebut dibawah ini:

NO	NAMA	NPM	PRODI
1	Sulaiman Siregar	188160072	Teknik Informatika


Untuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir di **Laboratorium Komputer Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area**

Perlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan ilmiah dan Skripsi merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana lengkap pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul :

Analisis Predikat Jumlah Penumpang Pesawat menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA).

Mohon kiranya tanggal Surat Izin Pengambilan Data Tugas Akhir agar diselesaikan dengan tanggal Terbitnya SK ini.

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.


Dr. Rendi Siregar, S. Kom, M. Kom

Tembusan :
1. Ka. BAMA
2. Mahasiswa
3. File

Lampiran Surat Selesai Riset



UNIVERSITAS MEDAN AREA

Kampus I Jalan Kualanaram 1 Medan Utara ☎ (061) 7502566, 7368878, 7284348 ✉ (061) 7268112 Medan 20122
Kampus II Jalan Sei Putih II Nomor 79-1 Jalan Sei Putih Nomor 10 A ☎ (061) 8225662 ✉ (061) 8225231 Medan 20122
Website: www.uma.ac.id E-Mail: umi_medan@uma.ac.id

SURAT KETERANGAN
Nomor : 623 /UMA/B/01.7/01/2023

Rektor Universitas Medan Area dengan ini menerangkan bahwa :

Nama : Sulaiman Siregar
No. Pokok Mahasiswa : 180160072
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik

Benar telah selesai Pengambilan Data di Universitas Medan Area dengan judul "Analisa Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)".

Dan kami harapkan Data tersebut kiranya dapat membantu yang bersangkutan dalam penyusunan skripsi dan dapat bermanfaat bagi mahasiswa khususnya Fakultas Teknik.

Demikian surat ini diterbitkan untuk dapat digunakan sepenuhnya.

Medan, 15 Maret 2023.
An Rektor,
Wakil Rektor Bidang Pengembangan SDM dan
Administrasi Keuangan,

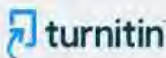
Dr. Ir. Suawati, MP

Tembusan :

1. Mahasiswa Ybs
2. File



Lampiran Hasil Plagiat Turnitin


Similarity Report ID: oid:29477:45269261

23% Overall Similarity

Top sources found in the following databases:

- 21% Internet database
- 4% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database
- 15% Submitted Works database

TOP SOURCES

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Universitas Islam Indonesia on 2020-01-14 Submitted works	2%
2	repository.radenintan.ac.id Internet	2%
3	repository.its.ac.id Internet	2%
4	es.scribd.com Internet	2%
5	eprints.upnyk.ac.id Internet	1%
6	repositori.uin-alauddin.ac.id Internet	1%
7	rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com Internet	1%
8	journal.uim.ac.id Internet	1%

[Sources overview](#)