

**METODE PENGHALUSAN EKSPONENSIAL HOLT-WINTERS MODEL  
ADITIF DAN METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED  
MOVING AVERAGE* (SARIMA) DALAM MERAMALKAN DATA DERET  
WAKTU MUSIMAN**

**Skripsi**

**Oleh**

**LISA ANDRIYANI  
NPM. 2117031120**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG**

**2025**

## ABSTRACT

### EXPONENTIAL SMOOTHING METHOD OF HOLT-WINTERS MODEL ADDITIVE AND SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (SARIMA) METHOD IN FORECASTING SEASONAL TIME SERIES DATA

By

**Lisa Andriyani**

In the transportation sector, forecasting plays an important role in strategic planning and service optimization, so the right method is needed. This research compares the Holt-Winters exponential smoothing additive model and the SARIMA method in forecasting the number of train passengers in Sumatra. The purpose of this study is to determine the most accurate method using the MAPE and MSE error indicators. The forecasting results show that the SARIMA  $(0,1,1) (2,1,1)^{12}$  model provides more accurate results with a MAPE value of 27.30 and MSE of 0.29, compared to the additive Holt-Winters method which produces a MAPE of 45.91 and MSE of 69.21.

**keywords:** Forecasting, Time Series, Additive Holt-Winters, SARIMA, Railway Passengers, MAPE, MSE.

## ABSTRAK

### **METODE PENGHALUSAN EKSPONENSIAL HOLT-WINTERS MODEL ADITIF DAN METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE* (SARIMA) DALAM MERAMALKAN DATA DERET WAKTU MUSIMAN**

Oleh

**Lisa Andriyani**

Dalam sektor transportasi, peramalan berperan penting dalam perencanaan strategis dan optimalisasi layanan, sehingga diperlukan metode yang tepat dalam meramalannya. Penelitian ini membandingkan metode penghalusan eksponensial Holt-Winters model aditif dan metode SARIMA dalam meramalkan jumlah penumpang kereta api di Sumatera. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui metode yang paling akurat dengan menggunakan indikator kesalahan MAPE dan MSE. Hasil peramalan menunjukkan bahwa model SARIMA  $(0,1,1) (2,1,1)^{12}$  memberikan hasil yang lebih akurat dengan nilai MAPE sebesar 27,30 dan MSE sebesar 0,29, dibandingkan dengan metode Holt-Winters aditif yang menghasilkan MAPE sebesar 45,91 dan MSE sebesar 69,21.

**Kata-kata kunci:** Peramalan, Deret Waktu, Holt-Winters Aditif, SARIMA, Penumpang Kereta Api, MAPE, MSE.

**METODE PENGHALUSAN EKSPONENSIAL HOLT-WINTERS MODEL  
ADITIF DAN METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED  
MOVING AVERAGE* (SARIMA) DALAM MERAMALKAN DATA DERET  
WAKTU MUSIMAN**

**LISA ANDRIYANI**

**Skripsi**

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar  
SARJANA MATEMATIKA

Pada

Jurusan Matematika

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG**

**2025**

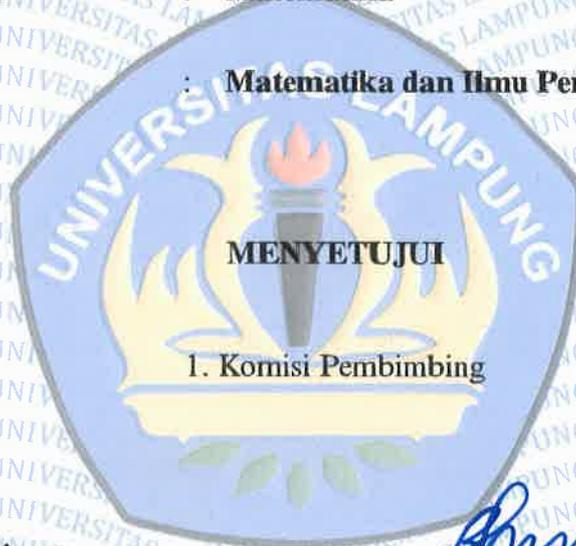
Judul Skripsi : **METODE PENGHALUSAN EKSPONENSI-  
AL HOLT-WINTERS MODEL ADITIF DAN  
METODE SEASONAL AUTOREGRESSI-  
VE INTEGRATED MOVING AVERAGE  
(SARIMA) DALAM MERAMALKAN DATA  
DERET WAKTU MUSIMAN**

Nama Mahasiswa : **Tisa Andriyani**

Nomor Pokok Mahasiswa : **2117031120**

Program Studi : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**  
NIP 197403162005011001

**Dr. Bernadhita H.S.U., M.Sc.**  
NIP 199206302023212034

2. Ketua Jurusan Matematika

**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**  
NIP. 197403162005011001

**MENGESAHKAN**

**1. tim penguji**

**Ketua : Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**



**Sekretaris : Dr. Bernadhita H.S.U., M.Sc.**



**Penguji  
Bukan Pembimbing : Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**



**2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**Dr. Eng Heri Satria, S.Si., M.Si.**

**NIP. 197110012005011002**

**Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 22 April 2025**

## PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

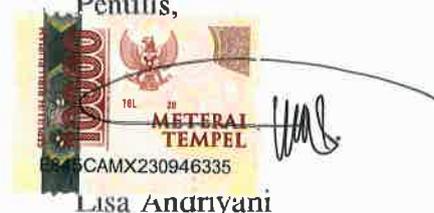
Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Lisa Andriyani**  
Nomor Pokok Mahasiswa : **2117031120**  
Jurusan : **Matematika**  
Judul Skripsi : **METODE PENGHALUSAN EKSPONENSIAL HOLT-WINTERS MODEL ADITIF DAN METODE SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (SARIMA) DALAM MERAMALKAN DATA DERET WAKTU MUSIMAN**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 22 April 2025.

Penulis,



2000  
TOL 20  
METERAI  
TEMPEL  
CAMX230946335

Lisa Andriyani

## **RIWAYAT HIDUP**

Penulis memiliki nama lengkap Lisa Andriyani lahir di Negeri Agung, Kabupaten Lampung Timur, pada tanggal 7 Mei 2003. Putri kedua dari empat bersaudara, buah hati dari pasangan Bapak Sofyan dan Ibu Umi Suryani. Semangat belajar dan dukungan keluarga menjadi fondasi utama dalam perjalanan pendidikan yang ditempuh sejak dini.

Pendidikan dasar dijalani di SDN Negeri Agung, kemudian melanjutkan ke SMPN 1 Marga Tiga untuk jenjang pendidikan menengah pertama. Setelah itu, menuntaskan pendidikan menengah atas di SMAN 1 Sekampung.

Tahun 2021 menjadi titik awal perjalanan akademik di perguruan tinggi, ketika diterima sebagai mahasiswa Program Studi Matematika fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam di Universitas Lampung. Selama menempuh pendidikan, tidak hanya aktif dalam kegiatan perkuliahan, tetapi juga turut serta dalam berbagai program praktikum yang memperdalam pemahaman dalam bidang statistik. Pengalaman praktik lapangan dijalani di Badan Pusat Statistik Kabupaten Lampung Timur, yang memberikan wawasan nyata mengenai penerapan ilmu statistik dalam dunia kerja, khususnya dalam proses pengumpulan, analisis, dan interpretasi data. Selain itu, turut berpartisipasi dalam program Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Mekar Karya, Kabupaten Lampung Timur, yang menjadi wadah pengabdian dan pembelajaran langsung bersama masyarakat.

Dalam bidang organisasi, Penulis aktif berperan sebagai bagian dari Badan Eksekutif Mahasiswa (BEM) di dua tingkatan, yaitu di Universitas Lampung dan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA). Keaktifan ini menjadi sarana untuk mengembangkan jiwa kepemimpinan, kemampuan komunikasi, serta memperluas wawasan dan jaringan di lingkungan kampus.

## **KATA INSPIRASI**

”Boleh jadi kamu tidak menyenangi sesuatu padahal itu baik bagimu dan boleh jadi kamu menyenangi sesuatu padahal itu buruk bagi mu. Allah mengetahui, sedangkan kamu tidak mengetahui.

**(QS. Al-Baqarah: 216)**

”Hidup bukan saling mendahului, bermimpilah sendiri-sendiri.”

**Baskara Putra - Hindia**

”Kau bisa patahkan kakiku tapi tidak mimpi-mimpiku kau bisa lumpuhkan tanganku tapi tidak mimpi-mimpiku kau bisa merebut senyumku tapi sungguh tak akan lama Kau bisa merobek hatiku Tapi aku tahu obatnya.”

**Manusia Kuat - Tulus**

“Allah tidak akan membebani seseorang melainkan sesuai dengan kemampuannya.”

**(QS. Al-Baqarah: 286)**

”Kamu bukan takut gagal, Tapi takut dipandang sebagai orang yang gagal”

**Lisa Andriyani**

## **PERSEMBAHAN**

Dengan mengucapkan Alhamdulillah dan syukur kepada Allah SWT atas nikmat serta hidayah-Nya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik dan tepat pada waktunya. Dengan rasa syukur dan Bahagia, saya persembahkan rasa terimakasih saya kepada:

### **Papa dan Mamaku Tercinta**

Terimakasih kepada orang tuaku atas segala pengorbanan, motivasi, doa dan ridho serta dukungannya selama ini. Terimakasih telah memberikan pelajaran berharga kepada anakmu ini tentang makna perjalanan hidup yang sebenarnya sehingga kelak bisa menjadi orang yang bermanfaat bagi banyak orang.

### **Dosen Pembimbing dan Pembahas**

Terimakasih kepada dosen pembimbing dan pembahas yang sudah sangat membantu, memberikan motivasi, memberikan arahan serta ilmu yang berharga.

### **Sahabat-sahabatku**

Terimakasih kepada semua orang-orang baik yang telah memberikan pengalaman, semangat, motivasinya, serta doa-doanya dan senantiasa memberikan dukungan dalam hal apapun.

### **Almamater Tercinta**

Universitas Lampung

## SANWACANA

Alhamdulillah, puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul "Metode Penghalusan Ekspoensial Holt-Winters Model Aditif dan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) Dalam Mera-malkan Data Deret Waktu Musiman" dengan baik dan lancar serta tepat pada waktu yang telah ditentukan. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, banyak pihak yang telah membantu memberikan bimbingan, dukungan, arahan, motivasi serta saran sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Pembimbing 1 yang telah banyak meluangkan waktunya untuk memberikan arahan, bimbingan, motivasi, saran serta dukungan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Ibu Dr. Bernadhita Herindri S.Utami, S.Si., M.Sc. selaku Pembimbing II yang telah memberikan arahan, bimbingan dan dukungan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
3. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si. selaku Penguji yang telah bersedia memberikan kritik dan saran serta evaluasi kepada penulis sehingga dapat menjadi lebih baik lagi.
4. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
5. Bapak Dr. Ahmad Faisol, S.Si., M.Sc. selaku dosen pembimbing akademik.

6. Seluruh dosen, staff dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Papa, Mama, Gusti Yuni Siska Wati, Amd.Keb., Rina Yunita, Aditya Nouval Hamizan. Keluarga penulis yang selalu mendoakan dan memberi dorongan semangat untuk menyelesaikan perkuliahan.
8. Cantika Merita, Dea Ayu Setiawati, Dinda Meilani Aditya Wati, Rani Tias Sartika selaku teman-teman penulis yang selalu memberikan semangat kepada penulis.

Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua. Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna, sehingga penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk menjadikan skripsi ini lebih baik lagi.

Bandar Lampung, 22 April 2025.

Lisa Andriyani

## DAFTAR ISI

<b>DAFTAR ISI</b> . . . . .	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> . . . . .	<b>xiv</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> . . . . .	<b>xv</b>
<b>I PENDAHULUAN</b> . . . . .	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang Masalah . . . . .	1
1.2 Tujuan Penelitian . . . . .	5
1.3 Manfaat Penelitian . . . . .	5
<b>II TINJAUAN PUSTAKA</b> . . . . .	<b>6</b>
2.1 Peramalan Deret Waktu . . . . .	6
2.2 Stasioneritas . . . . .	7
2.3 Autokorelasi . . . . .	8
2.4 Indeks Musiman . . . . .	9
2.5 Metode Penghalusan . . . . .	10
2.5.1 Metode Perataan . . . . .	10
2.5.2 Metode Penghalusan Ekponensial . . . . .	10
2.6 Metode Penghalusan Ekponensial Tunggal . . . . .	11
2.7 Metode Penghalusan Ekponensial Ganda . . . . .	11
2.8 Metode Penghalusan Ekponensial Holt-winters . . . . .	12
2.9 Estimasi Parameter . . . . .	13
2.10 Metode Penghalusan Ekponensial Holt-winters model Aditif . . . . .	13
2.11 Nilai Awal . . . . .	14
2.12 Metode <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (SARIMA) . . . . .	15
2.12.1 Model <i>Autoregressive (AR)</i> . . . . .	16
2.12.2 Model <i>Moving Average (MA)</i> . . . . .	16
2.12.3 Model <i>Autoregressive Moving Average (ARMA)</i> . . . . .	17
2.12.4 Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average (ARI-MA)</i> . . . . .	18

2.12.5	Model <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (SARIMA) . . . . .	18
2.12.6	Model Intervensi . . . . .	20
2.13	Asumsi <i>White Noise</i> . . . . .	21
2.13.1	Galat bersifat acak . . . . .	21
2.13.2	Galat Bersifat Normal . . . . .	22
2.14	Kriteria Kebaikan Model . . . . .	22
<b>III</b>	<b>METODE PENELITIAN . . . . .</b>	<b>25</b>
3.1	Waktu dan Tempat Penelitian . . . . .	25
3.2	Data Penelitian . . . . .	25
3.3	Metode Penelitian . . . . .	26
3.3.1	Metode Penghalusan Eksponensial Holt-Winters Model Aditif . . . . .	26
3.3.2	Metode <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (SARIMA) . . . . .	27
<b>IV</b>	<b>HASIL DAN PEMBAHASAN . . . . .</b>	<b>30</b>
4.1	Metode Penghalusan dengan Holt-Winters Model Aditif pada Data Jumlah Penumpang Kereta Api Sumatera Tahun 2015-2023 . . . . .	30
4.1.1	Membuat Plot Data . . . . .	30
4.1.2	Uji Stasioner . . . . .	31
4.1.3	Uji Tren dan Musiman . . . . .	32
4.1.4	Nilai Awal . . . . .	33
4.1.5	Penentuan Nilai Pembobotan $\alpha \beta \gamma$ . . . . .	35
4.1.6	Peramalan . . . . .	37
4.2	Metode <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (SARIMA) pada Data Jumlah Penumpang Kereta Api Sumatera Tahun 2015-2023 . . . . .	40
4.2.1	Identifikasi Model Sementara . . . . .	42
4.2.2	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model . . . . .	43
4.2.3	Uji Asumsi Residual . . . . .	45
4.2.4	Pemodelan Intervensi . . . . .	46
4.2.5	Identifikasi Orde Intervensi . . . . .	47
4.2.6	Estimasi Parameter Intervensi . . . . .	48
4.2.7	Evaluasi Model Intervensi . . . . .	50
4.2.8	Peramalan Data Jumlah Penumpang Kereta Api Sumatera dengan Metode SARIMA . . . . .	51

<b>V KESIMPULAN</b> . . . . .	<b>54</b>
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> . . . . .	<b>55</b>

## DAFTAR TABEL

3.1	Data Jumlah Penumpang Kereta Api Sumatera Tahun 2015–2023	25
3.2	Pola ACF dan PACF non musiman . . . . .	27
3.3	Pola ACF dan PACF musiman . . . . .	28
4.1	Uji Akar Unit . . . . .	32
4.2	Tabel Indeks Musiman . . . . .	33
4.3	Nilai MAE dan RMSE pada Masing-masing Parameter . . . . .	36
4.4	Prediksi Data Penumpang Kereta Api Sumatera 2024 dengan Metode Holt-Winters Model Aditif dan Data Aktual Penumpang Kereta Api Sumatera 2024 . . . . .	37
4.5	MAPE dan MSE Holt-Winters Model Aditif. . . . .	38
4.6	Peramalan Data Penumpang Kereta Api Sumatera 2025 dengan Metode Holt-Winters Model Aditif . . . . .	39
4.7	Uji ADF . . . . .	41
4.8	Uji Signifikansi Parameter Model Sementara . . . . .	44
4.9	Hasil Perhitungan Ljung-Box . . . . .	45
4.10	Hasil Uji Kolmogorov-Smirnov Model SARIMA . . . . .	46
4.11	Estimasi Parameter Intervensi . . . . .	48
4.12	Prediksi Data Penumpang Kereta Api Sumatera 2024 Model Intervensi dengan Metode SARIMA dan Data Aktual . . . . .	51
4.13	MAPE dan MSE model SARIMA . . . . .	52
4.14	Peramalan Data Penumpang Kereta Api Sumatera 2025 dengan Metode SARIMA . . . . .	53

## DAFTAR GAMBAR

3.1	Diagram Alir Langkah-langkah Penelitian . . . . .	29
4.1	Plot Data Jumlah Penumpang Kereta Api Sumatera . . . . .	30
4.2	Gambar plot ACF data penumpang kereta api Sumatera . . . . .	31
4.3	Plot Perbandingan Prediksi Penumpang Kereta Api Sumatera 2024 Metode Holt-Winters dengan Data Aktual . . . . .	38
4.4	Plot Box-Cox Data Penumpang Kereta Api Sumatera . . . . .	40
4.5	Plot Transformasi Box-Cox Penumpang Kereta Api Sumatera . . . . .	40
4.6	Plot Data Hasil Defferencing . . . . .	41
4.7	Plot ACF Non Musiman . . . . .	42
4.8	Plot PACF Non Musiman . . . . .	42
4.9	Grafik ACF Musiman . . . . .	43
4.10	Grafik PACF Musiman . . . . .	43
4.11	Plot Perbandingan $Z_t$ dengan Hasil Prediksi Model Sarima . . . . .	47
4.12	Plot Residual Data Jumlah Penumpang Kereta Api Sumatera Setelah Intervensi . . . . .	47
4.13	Plot Perbandingan Peramalan Penumpang Kereta Api Sumatera 2024 Metode SARIMA dengan Data Aktual . . . . .	52

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Peramalan merujuk pada estimasi yang dilakukan untuk memprediksi kondisi di masa depan berdasarkan data historis dari suatu variabel selama beberapa periode. Aplikasi peramalan dapat ditemukan dalam berbagai bidang, termasuk pariwisata, transportasi, bisnis, analisis saham, klimatologi, dan produksi pertanian. Peramalan memainkan peran yang krusial dalam setiap organisasi bisnis, membantu dalam pengambilan keputusan manajerial yang signifikan. Selain itu, peramalan juga berfungsi sebagai alat penting untuk perencanaan yang efektif dan efisien. Terdapat berbagai metode peramalan, salah satunya adalah metode penghalusan eksponensial (Mulyana, 2004).

Salah satu metode yang mudah dikenal sebagai model penghalusan eksponensial, yang sering kali menghasilkan hasil perkiraan yang menguntungkan dalam berbagai peramalan. Ada dua jenis penghalusan: penghalusan eksponensial tunggal dan penghalusan eksponensial ganda. Penghalusan eksponensial tunggal berlaku ketika data deret waktu tidak memiliki komponen *trend* dan musiman, sedangkan penghalusan eksponensial ganda digunakan ketika data deret waktu menunjukkan *trend* tetapi tidak menyertakan elemen musiman (Makridakis, 1999).

Metode penghalusan eksponensial Holt-Winters digunakan untuk menentukan apakah data menunjukkan komponen *trend* dan musiman, karena penghalusan eksponensial ganda hanya berlaku untuk data yang memiliki elemen *trend* (Mulyana, 2004). Umumnya disebut sebagai metode Holt-Winters, teknik penghalusan eksponensial rangkap tiga Winters bergantung pada tiga persamaan penghalusan yang berbeda: satu untuk elemen stasioner, satu lagi untuk *trend*, dan yang ketiga untuk musim (Aryati, 2020).

Transportasi memegang peranan penting dalam suatu negara. Transportasi memengaruhi setiap aspek kehidupan nasional dan berfungsi sebagai instrumen strategis yang vital untuk mendorong pertumbuhan ekonomi dan meningkatkan persatuan. Secara umum, transportasi dipahami sebagai pemindahan barang dan jasa dari tempat asal ke tempat tujuannya, (Badan Pusat Statistik, 2020). Dalam dunia globalisasi saat ini, transportasi dikategorikan menjadi tiga jenis: darat, laut, dan udara. Transportasi darat mencakup kendaraan yang umum tersedia seperti sepeda motor, bus, kereta api, dan mobil. Transportasi laut mencakup perahu, kapal laut, dan berbagai moda transportasi lainnya. Transportasi udara melibatkan helikopter, pesawat terbang, dan moda transit lainnya. Di Indonesia, transportasi darat merupakan pilihan utama untuk kegiatan sehari-hari, termasuk bepergian ke sekolah dan tempat kerja.

Kereta api berfungsi sebagai transportasi darat yang mengangkut penumpang dan barang melalui kereta api. Sistem transportasi kereta api mencakup berbagai komponen seperti lokomotif, gerbong barang, kereta penumpang, peti kemas, rel, jembatan, jalan, rel kereta api, pengiriman barang, telekomunikasi, pusat kendali, gerbang, gudang, dan terminal seperti stasiun serta bengkel. Kereta api menawarkan beberapa manfaat dibandingkan dengan moda transportasi darat lainnya karena kecepatannya, tidak adanya kemacetan lalu lintas, efisiensi energi, ramah lingkungan, dan hemat biaya.

Studi kasus yang dilakukan oleh BPS Indonesia dalam menganalisis jumlah penumpang kereta api di Pulau Sumatera dari tahun 2015 hingga 2023 menunjukkan bahwa terjadi peningkatan jumlah penumpang pada hari raya Idul Fitri, Natal, libur sekolah, dan Tahun Baru. Peningkatan jumlah penumpang yang diantisipasi ini dapat menjadi tantangan bagi PT KAI di Pulau Sumatera di masa mendatang. Oleh karena itu, estimasi jumlah penumpang menjadi sangat penting. Dengan demikian, PT KAI Wilayah Sumatera dapat menerapkan fasilitas tambahan dan langkah-langkah lain untuk mengakomodasi peningkatan jumlah pemudik. Mengingat data menunjukkan tren peningkatan yang konsisten sepanjang periode tersebut, metode Holt-Winters dan SARIMA sesuai untuk memperkirakan angka-angka ini.

Omar dan Kawamukai, mengkaji tentang perbandingan metode penghalusan eksponensial Holt-Winters dan SARIMA dalam peramalan indeks vegetasi

perbedaan yang dinormalisasi pada wilayah gersang di Kenya dengan lahan seluas  $22.500 \text{ km}^2$  dalam penelitian ini diterumkan hasil penelitian yang menunjukkan bahwa metode Holt-Winters memiliki peramalan yang lebih baik dari pada SARIMA, dengan *Mean Absolute Error* (MAE) dengan jumlah 0,0744. Tampak bahwa metode Holt-Winters lebih baik dalam memprediksi perubahan vegetasi di wilayah tersebut (Omar, 2021).

Dewi dan Listiowarni, dalam "Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan" membandingkan antara Holt-Winters multikatif dan aditif didapatkan bahwa model Holt-Winters aditif memiliki peramalan yang lebih tepat (Dewi, 2020).

Pongdatu menyatakan bahwa peramalan transaksi di toko memiliki model Holt-Winters Multiplikatif dengan *smoothing weight* dinilai tepat dalam peramalan (Pongdatu, 2020). Sementara (Aprianto, 2025) menunjukkan bahwa Holt-Winters aditif tepat dalam peramalan curah hujan di Sumbawa.

Putra et al. melakukan penelitian tentang perbandingan metode penghalusan eksponensial Holt-Winters dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* SARIMA untuk memprediksi jumlah pada produksi ikan di Kota Sibolga. Penelitian menunjukkan metode SARIMA memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan metode Holt-Winters, dengan MAE sebesar 693,11 dan MAPE sebesar 5,92 (Putra, 2019).

Penelitian tentang metode seri waktu menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan Holt-Winters dilakukan Sulaiman dan Juarna untuk memprediksi tingkat pengangguran di Indonesia pada tahun 2021. Dengan *Mean Square Error* (MSE) 0,2025 dan *Root Mean Square Error* (RMSE) 0,45, penelitian menunjukkan bahwa metode Holt-Winters unggul dari pada metode ARIMA (Sulaiman, 2021).

Penelitian Suryadi yang berjudul "Kinerja dan Perkiraan Pertumbuhan Transportasi Kereta Api Menggunakan Model SARIMA" mengidentifikasi model SARIMA  $(0,1,0)(0,1,1)^4$ , yang mencatat peningkatan paling signifikan terjadi pada kuartal keempat tahun 2019 (Suryadi, 2024). Senada dengan itu, pe-

nelitian Sri Mayang, "Prediksi Jumlah Penumpang Kereta Api di Jabodetabek Menggunakan Model SARIMA," mencapai model SARIMA  $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ , dengan nilai MAPE tercatat sebesar 3,40, yang juga menyoroti peningkatan tertinggi pada kuartal keempat tahun 2019 (Mayang, 2018). Selain itu, penelitian Tyas yang berjudul "Analisis SARIMA sebagai Alat Bantu Prediksi Harga Minyak Mentah di Indonesia Menggunakan *Backpropagation*," menemukan model SARIMA  $(1,1,0)(0,1,1)^3$ , yang menghasilkan nilai MSE sebesar 0,08 (Tyas, 2014).

Menurut (Safitri, 2020), pada peramalan kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali melalui pintu masuk Ngurah Rai pada periode 2010-2015 lebih efektif menggunakan metode *exponential smoothing* Holt-Winters dibandingkan metode ARIMA, berdasarkan nilai MAPE yang lebih kecil dibandingkan dengan metode ARIMA. Christie menunjukkan bahwa model SARIMA de-

ngan intervensi fungsi steep tepat digunakan untuk meramalkan data Jumlah Pegunjung Objek Wisata Londa (Christie, 2022). Lefin juga melakukan peramalan dengan intervensi steep dan pulse pada data jumlah penerimaan pajak di KPPX (Lefin, 2023).

Peramalan jumlah penumpang kereta api Sumatera dilakukan dengan menggunakan metode penghalusan eksponensial yang dikenal sebagai model aditif Holt-Winters bersama dengan metode rata-rata bergerak terintegrasi autoregresif musiman (SARIMA), berdasarkan temuan dari penelitian sebelumnya dan tinjauan pustaka. Penulis bertujuan untuk membandingkan kedua teknik ini untuk mengurangi kekurangan dalam memperkirakan jumlah penumpang kereta api Sumatera. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi metode mana yang terbukti paling efektif untuk memperkirakan jumlah penumpang. Untuk menilai keakuratan model aditif penghalusan eksponensial Holt-Winters dalam kaitannya dengan rata-rata bergerak terintegrasi autoregresif musiman (SARIMA), pengukuran kesalahan akan dilakukan dengan menggunakan metrik MAPE, MAD, dan RMSE.

## 1.2 Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang permasalahan yang telah diuraikan dilakukan penelitian ini bertujuan untuk membandingkan metode Holt-Winters model aditif dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* SARIMA dalam peramalan jumlah penumpang kereta api Sumatera.

## 1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan wawasan mengenai model aditif dari metode penghalusan eksponensial yang dikenal sebagai Holt-Winters dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA).
2. Memberikan rekomendasi untuk memilih model yang paling efektif antara model aditif Holt-Winters dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* SARIMA untuk memprediksi jumlah penumpang pada kereta api Sumatra.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Peramalan Deret Waktu**

Peramalan atau perkiraan merupakan tebakan tentang apa yang akan terjadi di masa depan dengan menggunakan teknik tertentu. Informasi terbaik digunakan untuk mencapai tujuan yang diinginkan. Peramalan dibuat untuk mempersiapkan peristiwa yang mungkin terjadi di masa depan (Supangat, 2007).

Analisis deret waktu sendiri mengacu pada metode yang membantu memahami bagaimana nilai suatu variabel berubah seiring waktu. Jenis analisis ini bergantung pada hasil prediktif yang diperoleh dari pola hubungan antara variabel yang dimaksud dan variabel waktu yang memengaruhinya. Prediksi masa depan dipengaruhi oleh nilai variabel di masa lalu. Sasaran analisis deret waktu meliputi hal-hal berikut:

- (a) memahami bagaimana nilai variabel berubah seiring waktu.
- (b) memperkirakan nilai suatu variabel pada suatu titik waktu tertentu (Supangat, 2007).

Dalam analisis deret waktu terdapat data deret waktu yaitu data yang dikumpulkan secara berurutan dalam rentang waktu tertentu dikenal sebagai data deret waktu. Jika waktu dianggap diskrit, frekuensi pengumpulan data dapat bervariasi dari detik, menit, dan jam hingga hari, minggu, bulan, atau bahkan tahun.

## 2.2 Stasioneritas

Stasioneritas mengacu pada kondisi dimana data relatif tidak berubah seiring waktu. Hal ini dibuktikan dengan osilasi data di sekitar nilai rata-rata yang stabil, yang tidak bergantung pada waktu dan varians dalam fluktuasi ini (Makridakis, 1999). Dalam kasus di mana data tidak stasioner, penting untuk menerapkan metode yang tepat untuk mencapai stasioneritas. Teknik seperti diferensiasi dan transformasi dapat digunakan untuk mencapai hal ini. Deret waktu dianggap stasioner jika proses pembuatannya bergantung pada rata-rata konstan ( $\mu$ ) dan varians konstan ( $\sigma$ ) (Makridakis, 1992).

Ciri-ciri data yang stasioner:

- (a) Plot memotong sumbu horizontal.
- (b) Autokorelasi diperkirakan turun hingga hampir nol setelah jeda kedua atau ketiga.

Terdapat dua jenis stasioner yaitu;

- (a) Stasioner dalam rata rata

Fluktuasi data yang tetap konsisten di sekitar rata-rata yang konstan, terlepas dari waktu atau variasi, disebut stasioner dalam rata-rata. Jika tidak ada perubahan dalam data, hal itu dapat dibuktikan melalui pengukuran antara nilai-nilai bahwa data memang stasioner dalam rata-rata.

- (b) Stasioner dalam ragam

Deret waktu dicirikan sebagai stasioner dalam varians ketika struktur datanya menunjukkan fluktuasi yang konsisten atau konstan dari waktu ke waktu tanpa perubahan apa pun. Untuk memvisualisasikan data ini, diagram deret waktu dapat digunakan, yang menggambarkan variasi dari waktu ke waktu. Jika deret tidak mempertahankan stasioneritas dalam varians, diperlukan perhitungan yang menggunakan metode Box-Cox (Wei, 2006).

### 2.3 Autokorelasi

Autokorelasi menunjukkan tingkat hubungan atau keterkaitan antara variabel yang sama pada berbagai titik waktu. Dengan memahami koefisien autokorelasi, seseorang dapat memahami fitur, pola, dan kategori data, sehingga memudahkan identifikasi model awal yang sesuai dengan data (Makridakis, 1992).

Pengujian koefisien autokorelasi:

- $H_0 : \rho_k = 0$  (koefisien autokorelasi tidak berbeda secara signifikan)
- $H_1 : \rho_k \neq 0$  (koefisien autokorelasi berbeda secara signifikan)

Statistik uji :

$$\tau = \frac{r_k}{SE_{r_k}} \quad (2.1)$$

dengan

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \quad (2.2)$$

$$SE_{r_k} = \sqrt{\frac{1 + 2 \sum_{j=1}^{k-1} r_j^2}{T}} \approx \frac{1}{\sqrt{T}} \quad (2.3)$$

dengan:

- $\tau$  = statistik uji berdistribusi t
- $SE_{r_k}$  = kesalahan standar autokorelasi pada kelambatan- $k$
- $r_k$  = autokorelasi pada kelambatan- $k$
- $k$  = kelambatan waktu
- $T$  = jumlah total observasi dalam data deret waktu

Kriteria untuk pengambilan keputusan adalah menolak  $H_0$  jika  $|t| > t_{\alpha/2}$ , di mana derajat kebebasan dihitung sebagai  $df = t - 1$ , dengan  $t$  mewakili jumlah observasi dan  $k$  menunjukkan jeda koefisien autokorelasi yang diperiksa, (Pankratz, 1991).

## 2.4 Indeks Musiman

Variasi musiman adalah komponen dalam analisis deret waktu yang sering kali mudah dipahami karena menunjukkan pola berulang pada periode tertentu, misalnya setiap tahun, bulan, minggu, atau bahkan dalam sehari. Variasi musiman dibagi menjadi beberapa jenis sebagai berikut (Djarwanto, 1982).

- (a) *Specific seasonal*, yaitu variasi musiman dalam setahun tertentu.
- (b) *Typical seasonal*, yaitu variasi musiman rata-rata dalam jangka waktu yang lebih lama.
- (c) *Constant seasonal*, yaitu variasi musiman yang cenderung tetap dari tahun ke tahun.
- (d) *Changing seasonal*, yaitu variasi musiman yang mengalami perubahan setiap tahunnya.

Variasi musiman memiliki karakteristik normal. Artinya, pola tertentu kembali setiap tahun pada interval waktu tetap. Variasi ini dapat terjadi dalam satu tahun, bulan, minggu, atau hari. Fokus diskusi ini terletak pada *konstan musiman*. Ini adalah variasi musiman yang tetap sama setiap tahun.

Metode untuk menghitung indeks musiman adalah *bulanan total*, diformulasikan sebagai berikut:

$$\text{Indeks musiman} = \frac{n_k}{Y_t} \quad (2.4)$$

Rata-rata dari total nilai adalah:

$$\bar{Y}_t = \frac{\sum_{i=1}^k Y_i}{k} \quad (2.5)$$

dengan:

- $n_k$  = jumlah masing-masing bulan atau triwulan
- $k$  = bulan atau triwulan yang bersangkutan
- $\bar{Y}_t$  = rata-rata dari total nilai
- $\sum_{i=1}^k Y_i$  = total nilai

Banyak bulan = 12 dan banyak triwulan = 4 .

(Yusri, 2013)

## **2.5 Metode Penghalusan**

Metode penghalusan adalah teknik prediksi yang digunakan untuk menghaluskan pergerakan data dari satu periode ke periode berikutnya. Teknik ini dilakukan dengan menghitung rata-rata dari tahun-tahun sebelumnya untuk memperkirakan nilai pada tahun berikutnya.

Secara umum, terdapat dua kelompok metode penghalusan, yaitu metode perataan dan metode penghalusan eksponensial (Makridakis, 1992).

### **2.5.1 Metode Perataan**

Metode pemulusan menggunakan data masa lampau untuk membuat prakiraan. Dengan metode ini, nilai rata-rata, rata-rata gerak sederhana, dan kombinasi antar rata-rata bergerak lainnya diberi bobot yang sama, sementara beberapa nilai rata-rata bergerak diberi bobot yang berbeda (Makridakis, 1992).

### **2.5.2 Metode Penghalusan Ekponensial**

Selama beberapa tahun terakhir, pemulusan eksponensial telah banyak digunakan dalam berbagai situasi peramalan. Model ini merupakan teknik peramalan berbasis rata-rata bergerak, di mana data masa lalu diberi bobot eksponensial dengan penekanan lebih besar pada data terbaru.

Pada tahun 1957, C.C. Holt memperkenalkan metode pemulusan eksponensial yang dirancang untuk data deret waktu tanpa tren atau pola musiman. Di tahun yang sama, juga mengembangkan metode pemulusan eksponensial untuk data deret waktu yang menunjukkan pola tren, yang kemudian dikenal sebagai pemulusan eksponensial ganda dua parameter Holt. Selanjutnya, pada tahun 1965, Winters menyempurnakan metode dua parameter Holt agar dapat diterapkan pada kasus yang memerlukan pemulusan eksponensial (Makridakis, 1999).

## 2.6 Metode Penghalusan Eksponensial Tunggal

Pemulusan eksponensial tunggal (*single exponential smoothing*) digunakan untuk peramalan jangka pendek pada data deret waktu yang tidak menunjukkan adanya pola *trend* maupun musiman, melainkan hanya berfluktuasi di sekitar rata-rata yang konstan (Makridakis, 1999).

Secara umum, rumus penghalusan eksponensial tunggal dapat diturunkan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 S_t &= \alpha(X_t - S_{t-1}) + S_{t-1} \\
 &= (\alpha X_t - \alpha S_{t-1}) + S_{t-1} \\
 &= \alpha X_t - \alpha S_{t-1} + S_{t-1} \\
 &= \alpha X_t + (1 - \alpha)S_{t-1}
 \end{aligned}
 \tag{2.6}$$

dengan:

- $S_t$  : nilai hasil pemulusan (smoothing) pada waktu ke- $t$
- $X_t$  : data aktual pada waktu ke- $t$
- $\alpha$  : konstanta penghalusan eksponensial, dengan nilai  $0 < \alpha < 1$ .

Model ini memberikan bobot yang lebih besar pada data yang lebih baru dan bobot yang menurun secara eksponensial terhadap data lama. Hal ini membuat model lebih responsif terhadap perubahan terakhir dalam data, namun tetap mempertahankan pengaruh historis secara proporsional.

## 2.7 Metode Penghalusan Eksponensial Ganda

Holt (1957) mengembangkan metode pemulusan eksponensial dua parameter yang dikenal sebagai *double exponential smoothing* atau metode Holt. Metode ini digunakan untuk data deret waktu yang menunjukkan adanya pola *trend* secara linier, tetapi tidak mengandung unsur musiman.

Secara umum, rumus pemulusan eksponensial ganda Holt diturunkan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 S_t &= \alpha(X_t - S_{t-1} - b_{t-1}) + S_{t-1} + b_{t-1} \\
 &= (\alpha X_t - \alpha S_{t-1} - \alpha b_{t-1}) + S_{t-1} + b_{t-1} \\
 &= \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})
 \end{aligned} \tag{2.7}$$

Komponen tren diperbarui dengan persamaan berikut:

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \tag{2.8}$$

Adapun makna dari parameter-parameter tersebut adalah:

- $S_t$  : nilai hasil pemulusan (level) pada waktu ke- $t$
- $b_t$  : nilai pemulusan komponen (*trend*) pada waktu ke- $t$
- $X_t$  : nilai aktual pada waktu ke- $t$
- $\alpha$  : parameter smoothing level, dengan nilai  $0 < \alpha < 1$
- $\beta$  : parameter *smoothing trend*, dengan nilai  $0 < \beta < 1$

Metode ini memungkinkan peramalan ke depan dengan mempertimbangkan komponen level dan *trend* dari data, sehingga hasil prediksi menjadi lebih akurat untuk deret waktu yang mengalami pertumbuhan atau penurunan secara linier.

## 2.8 Metode Penghalusan Ekponensial Holt-winters

Metode pemulusan eksponensial ganda hanya dapat digunakan pada data yang memiliki elemen *trend*, tetapi tidak dapat digunakan pada data yang memiliki pola musiman. Metode Holt-Winters adalah kombinasi dari metode Holt dan Winters, yang menggabungkan elemen *trend* dan pola musiman, sehingga metode ini dapat menangani keduanya secara bersamaan dalam deret waktu (Kalekar, 2004).

## 2.9 Estimasi Parameter

Metode pemulusan eksponensial Holt-Winters didasarkan pada tiga komponen utama dalam setiap periode, yaitu komponen stasioner, tren, dan musiman. Dalam proses prediksinya, metode ini menggunakan tiga parameter pemulusan, yaitu  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ . Masing-masing parameter tersebut memiliki bobot sebagai berikut:

1. Parameter Alpha ( $\alpha$ ) mengontrol tingkat pemulusan berdasarkan data observasi terbaru. Ketika  $\alpha$  mendekati 1, hanya data terbaru yang berpengaruh signifikan dalam perhitungan. Sebaliknya, jika  $\alpha$  mendekati 0, observasi sebelumnya tetap diperhitungkan dengan bobot yang hampir setara dengan observasi terbaru.
2. Beta ( $\beta$ ) adalah parameter dengan rentang nilai antara 0 hingga 1, yang berfungsi untuk mengestimasi tren serta mengatur tingkat pemulusan terhadap data observasi terbaru.
3. Gamma ( $\gamma$ ) merupakan parameter yang menentukan tingkat pemulusan data terbaru dalam memperkirakan pola musiman. Nilai  $\gamma$  berada dalam kisaran 0 hingga 1.

Nilai koefisien  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  berada dalam kisaran 0 hingga 1. Penentuan nilai tersebut dapat dilakukan secara subjektif atau melalui proses optimasi dengan tujuan meminimalkan kesalahan estimasi (Mulyana, 2004).

## 2.10 Metode Penghalusan Ekponensia Holt-winters model Aditif

Model musiman aditif yang menggunakan metode penambahan musiman digunakan untuk memperkirakan deret waktu, atau seri waktu, yang memiliki pola musiman dengan amplitudo konstan, jika ada indikasi bahwa pola musiman bergantung pada ukuran data.

Berikut ini adalah persamaan model aditif:

- (a) Persamaan perhitungan penghalusan eksponensial Holt-Winters:

$$S_t = \alpha(X_t - I_{t-L}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.9)$$

(b) Persamaan perhitungan penghalusan *trend*:

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.10)$$

(c) Persamaan perhitungan penghalusan musiman pada model aditif:

$$I_t = \gamma(X_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (2.11)$$

(d) Persamaan perhitungan nilai peramalan penghalusan eksponensial Holt-Winters pada model aditif:

$$F_{t+m} = S_t + mb_t + I_{t-L+m} \quad (2.12)$$

dengan:

- $S_t$ : penghalusan eksponensial pada tahun ke- $t$ .
- $b_t$ : penghalusan unsur *trend* pada tahun ke- $t$ .
- $I_t$ : penghalusan unsur musiman pada tahun ke- $t$ .
- $X_t$ : data ke- $t$ .
- $F_{t+m}$ : nilai yang ingin diramalkan.
- $\alpha$ : parameter penghalusan untuk data ( $0 < \alpha < 1$ ).
- $\beta$ : parameter penghalusan untuk *trend* ( $0 < \beta < 1$ ).
- $\gamma$ : parameter penghalusan untuk musiman ( $0 < \gamma < 1$ ).
- $L$ : panjang musim ( $L = 3, 4, 6$ , atau  $12$ ).
- $m$ : panjang faktor musiman.

## 2.11 Nilai Awal

Nilai awal untuk komponen indeks akhir dan musiman diperlukan untuk memulai metode prediksi Holt-Winters. Untuk memperkirakan nilai awal indeks musiman, data yang mengandung setidaknya periode musiman lengkap diperlukan. Ini akan menghasilkan komponen *trend* dan pemulusan selama seluruh periode musiman.

Nilai pemulusan awal dapat diperoleh dengan menghitung rata-rata data pada musim pertama. Proses ini membantu menghilangkan komponen musiman data dengan menggunakan rumus musiman rata-rata.

$$S_L = \frac{1}{L}(X_1 + X_2 + \dots + X_K) \quad (2.13)$$

Untuk menginisialisasi *trend*, idealnya digunakan data dari dua musim atau dua periode penuh. Rata-rata perbedaan nilai antara musim pertama dan kedua dapat digunakan untuk menghitung nilai awal *trend*.

$$b_L = \frac{1}{K} \left[ \frac{X_{L+1} - X_1}{L} + \frac{X_{L+2} - X_2}{L} + \dots + \frac{X_{L+K} - X_K}{L} \right] \quad (2.14)$$

Pada model aditif, nilai inisialisasi musiman dihitung dengan mengurangkan rata-rata musiman dari setiap nilai data pada periode pertama.

$$I_k = X_k - S_L \quad (2.15)$$

dengan:

$X_k$  = nilai data pada waktu ke- $k$

$I_k$  = faktor musiman yang dihaluskan pada waktu ke- $k$

$S_L$  = nilai awal penghalusan Holt-Winters aditif

$k = 1, 2, \dots, L$  dan  $L$  menunjukkan panjang periode musiman

(Makridakis, 1999).

## 2.12 Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)

Untuk menyelesaikan deret waktu musiman, metode SARIMA digunakan. Ini lebih baik dari pada metode ARIMA konvensional karena mampu menangkap pola musiman yang berulang. Oleh karena itu, SARIMA adalah metode yang ideal untuk memodelkan dan meramalkan deret waktu dengan pola

musiman. Banyak penelitian mengenai prediksi pola musiman telah menggunakan pendekatan Box-Jenkins ini sebagai acuan (Yahya, 2022).

### 2.12.1 Model *Autoregressive (AR)*

Model AR adalah model yang menggambarkan bahwa variable dependent dipengaruhi oleh variable dependent itu sendiri pada periode sebelumnya. Menurut (Wei, 2006) model AR orde ke- $p$  atau  $AR(p)$  secara umum dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.16)$$

dengan:

$$\begin{aligned} Z_t &= \text{nilai variabel } \textit{dependent} \text{ pada waktu } t \\ Z_{t-1}, \dots, Z_{t-p} &= \text{nilai variabel } \textit{dependent} \text{ pada } \textit{time-lag} \text{ } t-1, \dots, t-p \\ \phi_1, \dots, \phi_p &= \text{koefisien } \textit{autoregressive} \\ a_t &= \text{nilai galat pada waktu } t \end{aligned}$$

Orde dalam model AR sering digunakan dalam analisis *time series* adalah  $p = 1$  atau  $p = 2$  (Pankratz, 1991).

### 2.12.2 Model *Moving Average (MA)*

Model MA orde ke- $q$  atau  $MA(q)$  secara umum dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.17)$$

dengan:

$$\begin{aligned} Z_t &= \text{nilai variabel } \textit{dependent} \text{ pada waktu } t \\ a_t, a_{t-1}, \dots, a_{t-q} &= \text{nilai galat pada waktu } t, t-1, \dots, t-q \\ \theta_1, \dots, \theta_q &= \text{koefisien } \textit{moving average} \end{aligned}$$

Tampak bahwa  $Z_t$  merupakan rata-rata tertimbang dari kesalahan selama  $q$  periode sebelumnya. Jumlah kesalahan yang digunakan, yaitu  $q$ , menunjukkan orde dari model moving average dalam peramalan ini (Wei, 2006).

### 2.12.3 Model *Autoregressive Moving Average (ARMA)*

Model  $ARMA(p, q)$  merupakan gabungan dari model  $AR(p)$  dan  $MA(q)$  yaitu

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} - a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (2.18)$$

dengan:

$$\begin{aligned} Z_t &= \text{nilai variabel } \textit{dependent} \text{ pada waktu } t \\ Z_{t-1}, \dots, Z_{t-p} &= \text{nilai variabel } \textit{dependent} \text{ pada } \textit{time-lag} \text{ } t-1, \dots, t-p \\ a_t, a_{t-1}, \dots, a_{t-q} &= \text{nilai galat pada waktu } t, t-1, \dots, t-q \\ \phi_1, \dots, \phi_p &= \text{koefisien } \textit{autoregressive} \\ \theta_1, \dots, \theta_q &= \text{koefisien } \textit{moving average} \end{aligned}$$

Persamaan (2.18) dapat ditulis dalam bentuk

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t \quad (2.19)$$

atau

$$\phi_p(B) Z_t = \theta_q(B) a_t. \quad (2.20)$$

Proses ARMA merupakan bentuk khusus dari proses MA. Fungsi autokorelasi parsial proses ARMA dapat berbentuk pemulusan eksponensial atau gelombang sinus, tergantung pada akar-akar persamaan karakteristik: -akar persamaan karakteristik:

$$1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q = 0 \quad (2.21)$$

(Wei, 2006).

#### 2.12.4 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARMA dapat diterapkan pada data stasioner, atau data yang telah mengalami proses differencing untuk menjadi stasioner. Model ARMA biasanya ditunjukkan dalam format berikut:

$$ARIMA(p, d, q)$$

dengan

$p$  = orde model *autoregressive*

$q$  = orde model *moving average*

$d$  = banyaknya *differencing*

model ini merupakan gabungan dari model  $ARMA(p, q)$  dan proses *differencing*, yaitu

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t, \quad (2.22)$$

dengan

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

dan

$$\theta_q(B) = \theta_0 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

Parameter  $\theta_0$  mempunyai peran yang berbeda untuk  $d = 0$  dan  $d > 0$ . Untuk  $d = 0$ , data asli telah stasioner, bahwa  $\theta_0$  merupakan rata-rata proses, yaitu  $\theta_0 = (1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p)\mu$ , sedangkan untuk  $d \geq 1$ , data asli nonstasioner dan  $\theta_0$  merupakan istilah *trend* deterministik yang biasanya dihilangkan (Wei, 2006).

#### 2.12.5 Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)

Menurut Wei, 2006 secara umum, model (SARIMA) dinotasikan sebagai berikut:

$$ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_S$$

dengan

$$\begin{aligned} (p, d, q) &= \text{bagian tidak musiman dari model} \\ (P, D, Q) &= \text{bagian musiman dari model} \\ P &= \text{orde musiman untuk } AR \\ Q &= \text{orde musiman untuk } MA \\ D &= \text{banyaknya seasonal differencing} \\ S &= \text{jumlah periode permusim} \end{aligned}$$

Suatu deret ( $Z_t$ ) telah dikatakan periode variasi musiman dan tidak musiman, bentuk model *ARIMA* untuk deret itu adalah

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B)b_t. \quad (2.23)$$

Jika terdapat  $\{b_t\}$  tidak *white noise* dengan korelasi antara periode musiman, maka fungsi autokorelasi untuk  $\{b_t\}$  adalah

$$\rho_{j(s)} = \frac{E(b_{t-js} - \mu_b)(b_t - \mu_b)}{\sigma_b^2}, \quad j = 1, 2, 3, \dots \quad (2.24)$$

Untuk lebih mudah melihat korelasi antar periode, dapat direpresentasikan sebagai model *ARIMA* berikut:

$$\Phi_p(B^s)(1 - B^s)^D b_t = \Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.25)$$

dengan  $\Phi_p(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{Ps}$

dan  $\Theta_Q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs}$

adalah persamaan polinomial dalam  $B^s$ . Jika akar-akar dari polinomial-polinomial tersebut berada di luar lingkungan unit dan  $\{a_t\} = 0$ , maka proses tersebut adalah proses *white noise*.

dengan mengkombinasikan persamaan (2.23) dan persamaan (2.25) diperoleh model *SARIMA*, yaitu

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.26)$$

dengan

$$z_t = \begin{cases} Z_t - \mu, & d = 0 \text{ atau } D = 0 \\ Z_t, & \text{lainnya} \end{cases}$$

$\phi_p(B)$  = faktor *AR* tidak musiman

$\theta_q(B)$  = faktor *MA* tidak musiman

$\Phi_P(B^s)$  = faktor *AR* musiman.

### 2.12.6 Model Intervensi

Model intervensi merupakan kasus khusus dari model fungsi transfer yang mencakup pengaruh *noise*. Dalam analisis deret waktu, model intervensi digunakan untuk mengkaji dampak kejadian eksternal, seperti kebijakan pemerintah, bencana alam, atau promosi, yang terjadi pada waktu tertentu.

Pada dasarnya, terdapat dua jenis fungsi intervensi, yaitu fungsi *step* dan fungsi *pulse*. Fungsi *step* menggambarkan intervensi yang berlangsung dalam jangka waktu panjang, sementara fungsi *pulse* merepresentasikan intervensi yang hanya terjadi pada satu titik waktu tertentu. Jika intervensi berupa fungsi *pulse* terjadi pada periode  $t = T$ , maka didefinisikan sebagai berikut:

$$X_t = P_t = \begin{cases} 0, & t \neq T \\ 1, & t = T, \end{cases} \quad (2.27)$$

sedangkan intervensi fungsi *steep* sebagai berikut:

$$X_t = S_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T. \end{cases} \quad (2.28)$$

Variabel independen dari model intervensi adalah proses deterministik, de-

ngan  $T$  adalah waktu terjadinya intervensi. Secara umum, model intervensi didefinisikan sebagai berikut:

$$Z_t = \frac{\omega_0}{\delta_1(B)} S_t + \Phi(B)Z_t + \Theta(B)a_t \quad (2.29)$$

dengan:

- $S_t$  adalah variabel intervensi step yang bernilai:

$$S_t = \begin{cases} 0, & t < T_0 \\ 1, & t \geq T_0 \end{cases}$$

- $\omega_0$  adalah besarnya dampak intervensi.
- $\delta_1(B)$  adalah fungsi operator *backshift* dari intervensi.
- $\Phi(B)$  adalah bagian autoregresi (AR).
- $\Theta(B)$  adalah bagian *moving average* (MA).
- $a_t$  adalah *noise* atau galat, (Box, 2016).

## 2.13 Asumsi *White Noise*

Sifat *white noise*, yang memenuhi asumsi bahwa galatnya acak dan terdistribusi secara normal, merupakan ciri model yang baik.

### 2.13.1 Galat bersifat acak

Fungsi autokorelasi galat dapat digunakan untuk mengetahui sifat acak sekelompok galat. Jika tidak ada autokorelasi yang signifikan untuk lag tertentu, galat dianggap acak. Ada kemungkinan untuk secara formal menguji keacakan galat suatu model dengan menggunakan uji statistik Box-Pierce, juga dikenal sebagai Ljung-Box, berdasarkan hipotesis berikut:

$$H_0 : r_1 = r_2 = \dots = r_k = 0 \text{ (galat bersifat acak)}$$

$$H_1 : r_i \neq r_j \neq 0 \text{ (galat tidak bersifat acak)}$$

dengan  $\alpha = 0,05$  dan statistik uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2}{n-k} \sim \chi^2_{(\alpha, df)} \quad (2.30)$$

serta kriteria uji:

Jika  $Q > \chi^2_{(\alpha, df)}$  atau  $p\text{-value} > \alpha$ , terima  $H_0$ . Secara umum, autokorelasi barisan galat yang diuji sama dengan nol, atau galat bersifat acak.

### 2.13.2 Galat Bersifat Normal

Untuk memeriksa apakah galat berdistribusi normal atau tidak, dapat dilakukan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov dengan hipotesis sebagai berikut:

- $H_0$ : galat berdistribusi normal
- $H_1$ : galat tidak berdistribusi normal

dengan tingkat signifikansi  $\alpha = 0.05$  dan statistik uji:

$$D = \max |F_0(X) - S_n(X)| \quad (2.31)$$

dengan:

- $F_0(X)$  adalah distribusi kumulatif pembanding (distribusi normal)
- $S_n(X)$  adalah distribusi kumulatif observasi

Kriteria uji: Tidak tolak  $H_0$  yaitu galat bersifat normal jika  $p\text{-value} > 0.05$  atau nilai  $D_{hitung} < D_{(a,n)}$ .

### 2.14 Kriteria Kebaikan Model

*Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah tiga metode perhitungan kesalahan yang paling umum digunakan. Ketiga teknik ini umumnya digunakan untuk menghitung total kesalahan peramalan.

Cara sederhana untuk mengetahui apakah teknik peramalan tertentu cocok untuk digunakan dalam analisis data tertentu adalah dengan membandingkan kesalahan peramalan. Metode ini dapat membantu dalam menentukan apakah teknik tersebut tepat untuk digunakan. Selain itu, menurut Nachrowi dan Hardius metode dengan nilai *Mean Squared Deviation* (MSD) terkecil adalah yang paling akurat (Nachrowi, 2005).

Sangat penting untuk mempertimbangkan metode dengan nilai MAD yang paling rendah, karena semakin kecil nilai MAD, semakin kecil pula selisih antara hasil peramalan dan data aktual (Rangkuti, 2005).

Untuk mendapatkan prediksi yang akurat, ada banyak cara untuk melakukan peramalan. Untuk memprediksi nilai di masa depan, model dengan tingkat kesalahan peramalan paling kecil tentu menjadi pilihan terbaik. Untuk menilai tingkat akurasi prediksi, dapat menggunakan beberapa ukuran kesalahan peramalan berikut:

(a) *Mean Absolute Deviation* (MAD)

Untuk menentukan akurasi peramalan, simpangan rata-rata mutlak (MAD) meratakan nilai absolut galat peramalan. Nilai galat dihitung dalam unit yang sama dengan data aslinya.

$$\text{MAD} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\gamma_i - \hat{\gamma}_i|$$

(b) *Mean Squared Deviation* (MSD) atau *Mean Squared Error* (MSE)

Metode ini sama dengan metode MAD, tetapi menggunakan kuadrat dari galat peramalan. Rumus MSE adalah:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\gamma_i - \hat{\gamma}_i)^2$$

(c) *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Persentase galat rata-rata mutlak (MAPE) memberikan petunjuk seberapa besar galat peramalan dibandingkan dengan nilai sebenarnya. Suatu model data dikatakan memiliki kinerja yang sangat baik apabila nilai MAPE di bawah 10%.

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\gamma_i - \hat{\gamma}_i}{\gamma_i} \right| \times 100\%.$$

dengan:

- $n$ : banyaknya data yang diamati.
- $\gamma_i$ : data aktual ke- $i$ .
- $\hat{\gamma}_i$ : nilai peramalan ke- $i$ .

## BAB III

### METODE PENELITIAN

#### 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada semester genap tahun ajaran 2024/2025 bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

#### 3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data jumlah penumpang kereta api Sumatera dari rentang tahun 2015 - 2023 yang diambil dari *website* Badan Pusat Statistik Indonesia. Data tersebut adalah sebagai berikut:

**Tabel 3.1 Data Jumlah Penumpang Kereta Api Sumatera Tahun 2015–2023**

Bulan	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Jan	422	472	590	610	687	658	270	238	582
Feb	396	453	505	557	617	640	256	210	515
Mar	426	461	558	603	683	476	289	305	571
Apr	415	434	568	619	703	85	274	277	594
Mei	460	527	588	605	588	8	230	480	648
Jun	444	429	542	760	829	18	243	452	658
Jul	535	615	641	711	732	33	101	469	576
Agu	445	463	536	630	647	95	36	368	581
Sep	424	497	577	626	606	134	56	400	451
Okt	438	498	572	634	634	169	111	467	480
Nov	416	512	563	661	649	199	156	451	486
Des	5003	620	667	768	753	253	220	579	559

### 3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode Holt-Winters model aditif dan metode (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) SARIMA ketika tidak ada tanda atau kecenderungan bahwa pola musiman bergantung pada ukuran data. Berikut adalah langkah-langkah yang diambil dalam penelitian ini:

#### 3.3.1 Metode Penghalusan Eksponensial Holt-Winters Model Aditif

1. Membuat plot data aktual.
2. Menguji asumsi:
  - Stasioner
    1. Mengenali melalui grafik fungsi autokorelasi (ACF).
    2. Uji akar unit dilakukan dengan metode uji statistik Augmented Dickey-Fuller.
  - Tren
    1. Memaparkan grafik yang menggambarkan deret waktu aktual. Jika grafik deret waktu menunjukkan kecenderungan naik atau turun, maka data dikatakan mengandung tren.
    2. Uji akar unit dilakukan dengan metode uji statistik Augmented Dickey-Fuller.
  - Musiman
    1. Menampilkan grafik deret waktu aktual.
    2. Uji musiman data menggunakan indeks musiman yang dihitung dengan metode *monthly totals* dengan persamaan (2.4).
3. Menentukan nilai awal untuk penghalusan eksponensial, tren, dan musiman model aditif:
  - Nilai awal untuk penghalusan eksponensial dengan menggunakan persamaan (2.13).
  - Nilai awal untuk penghalusan tren dengan menggunakan persamaan (2.14).
  - Nilai awal untuk penghalusan musiman model aditif dengan menggunakan persamaan (2.15).

4. Pendugaan parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dengan kisaran nilai pada interval (0,1). Pemilihan parameter model  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dilakukan menggunakan metode *Ordinary Least Square Estimation* untuk model aditif.
5. Menghitung nilai penghalusan eksponensial Holt-Winters model aditif dengan langkah-langkah berikut:
  1. Penghalusan Eksponensial dengan menggunakan persamaan (2.9).
  2. Penghalusan Tren dengan menggunakan persamaan (2.10).
  3. Penghalusan Musiman dengan menggunakan persamaan (2.11).
  4. Peramalan penghalusan eksponensial Holt-Winters dengan menggunakan persamaan (2.12).

### 3.3.2 Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*

#### (a) Uji Kestasioneran Data

Membuat plot *time series* dan grafik fungsi autokorelasi (ACF) adalah langkah pertama dalam uji kestasioneran data *time series*. Dengan menggunakan plot dan grafik fungsi ACF, kestasioneran data dapat diperiksa.

Augmented Dickey-Fuller (ADF) digunakan untuk menguji kestasioneran data secara lebih khusus. Jika data belum stasioner dalam variansi atau mean, maka transformasi *Box-Cox* dapat digunakan untuk membuat data stasioner. Jika data belum stasioner dalam mean, maka pembebedaan (*differencing*) dapat digunakan untuk mencapai kestasioneran.

#### (b) Identifikasi Model

Setelah data variansi dan mean stasioner, proses pemilihan model yang tepat dimulai dengan menemukan orde AR dan MA pada grafik ACF dan PACF. Model SARIMA akan dipilih berdasarkan kriteria berikut:

**Tabel 3.2 Pola ACF dan PACF non musiman**

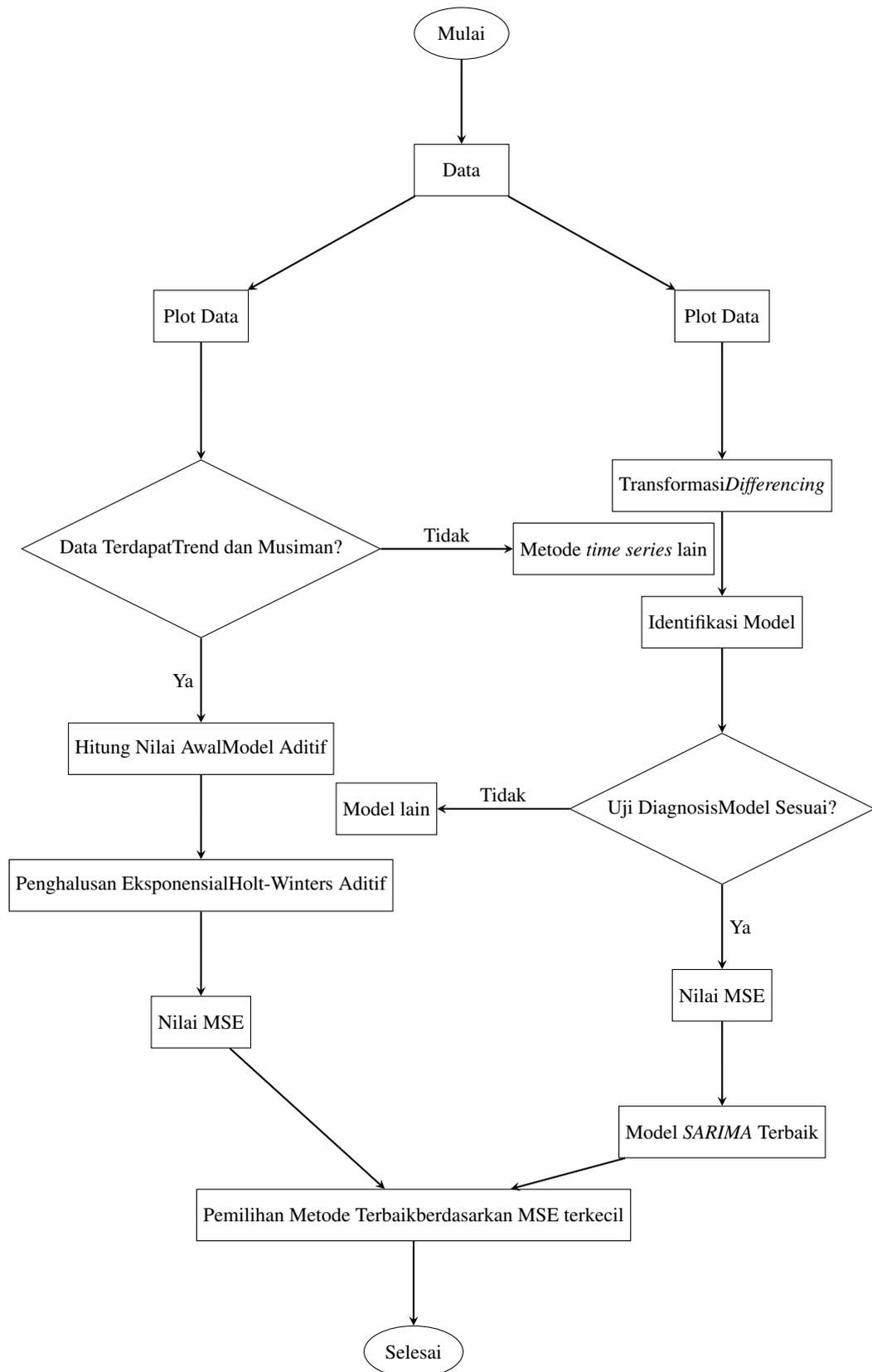
No	Model	ACF	PACF
1	$AR(p)$	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial)	<i>Cut off</i> (terputus) setelah lag $p$
2	$MA(q)$	<i>Cut off</i> (terputus) setelah lag $q$	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial)
3	$ARMA(p,q)$	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) setelah lag $(q - p)$	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) setelah lag $(p - q)$

**Tabel 3.3 Pola ACF dan PACF musiman**

No	Model	ACF	PACF
1	$AR(p)$	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) pada lag musiman	<i>Cut off</i> (terputus) setelah lag $P_s$
2	$MA(q)$	<i>Cut off</i> (terputus) setelah lag $Q_s$	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) pada lag musiman
3	$ARMA(p,q)$	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) setelah lag musiman	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) setelah lag musiman

- (c) Diagnosis model langkah selanjutnya yaitu menguji apakah model sesuai atau tidak dengan melakukan uji signifikansi dan uji residual.
- (d) Memilih model SARIMA terbaik.
- (e) Membandingkan hasil Holt-Winters model aditif dengan SARIMA.

Secara garis besar langkah-langkah penelitian ditampilkan pada Gambar 3.1 sebagai berikut:



**Gambar 3.1 Diagram Alir Langkah-langkah Penelitian**

## **BAB V**

### **KESIMPULAN**

Data jumlah penumpang kereta api Sumatera dapat diramalkan dengan metode Holt-Winters model aditif dan metode SARIMA, peramalan dengan metode Holt-Winters model aditif memiliki MAPE sebesar 45,90666 dan MSE sebesar 69,20978 sedangkan metode SARIMA dengan model SARIMA (0,1,1) (2,1,1)<sup>12</sup> memiliki MAPE sebesar 27,29997 dan MSE sebesar 0,2916966 sehingga dapat disimpulkan bahwa metode SARIMA dengan model SARIMA (0,1,1) (2,1,1)<sup>12</sup> lebih baik dalam memprediksi data jumlah penumpang kereta api Sumatera tahun 2024 dan meramalkan data jumlah penumpang kereta api Sumatera tahun 2025.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aprianto, R., Tawaqqal, A., & Puspitasari, P. A. D. (2025). Prediksi curah hujan menggunakan metode Holt-Winters di Kabupaten Sumbawa. *Titian Ilmu: Jurnal Ilmiah Multi Sciences*, 17(1),
- Aryati, A., Purnamasari, I., & Nasution, Y. N. (2020). Peramalan dengan menggunakan metode Holt-Winters exponential smoothing (studi kasus: Jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Indonesia). *Jurnal Ekspansional*, 11(1), 99–108.
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (2016). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden Day, Inc.
- Christie, G., Hatidja, D., & Tumilaar, R. (2022). Penerapan metode SARIMA dalam model intervensi fungsi step untuk memprediksi jumlah pengunjung objek wisata Londa. *Jurnal Ilmiah Sains*, 22(2), 96–103.
- Dewi, N. P., & Listiowarni, I. (2020). Implementasi Holt-Winters exponential smoothing untuk peramalan harga bahan pangan di Kabupaten Pamekasan. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 11(2), 219–231.
- Djarwanto, Ps. (1982). *Statistika Sosial Ekonomi* (Edisi Pertama). Bagian Penerbitan Fakultas Ekonomi Universitas Gadjah Mada.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic Econometrics*. McGraw-Hill.
- Kalekar, P. (2004). *Time Series Forecasting Using Holt-Winters Exponential Smoothing*. Kanwal Rekhi School of Information Technology, India.
- Lefin, D., Handoko, B., & Andriyana, Y. (2023). Analisis intervensi multi input fungsi step dan pulse dalam model SARIMA untuk peramalan jumlah penerimaan pajak: Studi kasus KPPX. *BIAStatistics Journal of Statistics Theory and Application*, 2023(2), 28–36.

- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1992). *Metode dan Aplikasi Peramalan* (Edisi Kedua, Terj. Untung Sus Andriyanto). Erlangga.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1* (Edisi Kedua, Terj. Untung Sus Ardiyanto & Abdul Basith). Erlangga.
- Mayang, S. (2018). Prediksi jumlah penumpang kereta api di Jabodetabek menggunakan model SARIMA.
- Mulyana. (2004). *Buku Ajar Analisis Deret Waktu*. FMIPA Universitas Padjadjaran.
- Nachrowi, D., & Hardius, U. (2005). *Penggunaan Teknik Ekonometri*. PT. Raja Grafindo Persada.
- Omar, M. S., & Kawamukai, H. (2021). Comparison between the Holt-Winters and SARIMA models in the prediction of NDVI in an arid region in Kenya using pixel-wise NDVI time series. *Academic Journal of Research and Scientific Publishing*, 2(23), 1–15.
- Pankratz, A. (1991). *Forecasting with Dynamic Regression Models*. Wiley Interscience Publication.
- Pongdatu, G. A. N., Abinowi, E., & W. S. (2020). Peramalan transaksi penjualan dengan metode Holt-Winters exponential smoothing. *JITTER*, 6(3), 228–233.
- Putra, E. F., Asdi, Y., & Maiyastri, M. (2019). Peramalan dengan metode pemulusan eksponensial Holt-Winter dan SARIMA (studi kasus: Jumlah produksi ikan (ton) di Kota Sibolga tahun 2000–2017). *Jurnal Matematika UNAND*, 8(1), 75.
- Rangkuti, F. (2005). *Analisis SWOT: Teknik Membedah Kasus Bisnis*. PT Gramedia.
- Safitri, T., Dwidayati, N., & Sugiman. (2020). Perbandingan peramalan menggunakan metode exponential smoothing Holt-Winters dan ARIMA. Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang.
- Sulaiman, A., & Juarna, A. (2021). Peramalan tingkat pengangguran di Indonesia menggunakan metode time series dengan model ARIMA dan Holt-Winters. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 26(1), 13–28.

- Supangat, A. M. (2007). *Statistika Dalam Kajian Deskriptif*. Gramedia Pustaka Utama.
- Suryadi. (2025). Kinerja dan peramalan pertumbuhan angkutan kereta api menggunakan model SARIMA. *Badan Pusat Statistik*.
- Tyas, Y. P. (2014). Analisis SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) sebagai alat bantu prediksi harga minyak mentah di Indonesia menggunakan backpropagation.
- Wei, W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Addison Wesley Publishing Company Inc.
- Yahya, A. (2022). Peramalan indeks harga konsumen Indonesia menggunakan metode seasonal-ARIMA (SARIMA). *Jurnal Gaussian*, 11(2), 313–322.
- Yusri. (2013). *Statistika Sosial Aplikasi dan Interpretasi* (Edisi Pertama). Graha Ilmu.