

**PERAMALAN PENGUNJUNG PARIWISATA DI INDONESIA  
MENGUNAKAN METODE *EXPONENTIAL SMOOTHING*  
HOLT-WINTERS MENGGUNAKAN MODEL *MULTIPLICATIVE* DAN  
METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING  
AVERAGE (SARIMA)***

**Skripsi**

**Oleh**

**VEDISYA NATASIA  
NPM. 2157031002**



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

**2025**

## ABSTRACT

### FORECASTING TOURIST VISITS IN INDONESIA USING THE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS METHOD WITH THE MULTIPLICATIVE MODEL AND THE SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (SARIMA) METHOD

By

**Vedisya Natasia**

This study aims to forecast the number of passengers at Kualanamu International Airport using two time series forecasting approaches, namely the additive Holt-Winters method and the ARIMA model with intervention. The data used is monthly data on the number of passengers from January 2016 to December 2024. The additive Holt-Winters model is built through optimization of smoothing parameters  $(\alpha, \beta, \gamma)$  using grid search to minimize the MAPE value, while the ARIMA (1,2,1) model with pulse intervention at the 28th point (May 2018) is used with outlier detection. The performance of the two models was compared based on the prediction accuracy for 2024 using the MAPE and MSE metrics. The analysis shows that the Holt-Winters model provides more accurate results than the ARIMA model with intervention. Furthermore, the best model is used to forecast the number of passengers in 2025. These forecasting results are expected to provide useful input in operational planning and strategic decision making at Kualanamu International Airport.

**Keywords:** forecasting, tourism, Holt-Winters multiplicative, SARIMA, MSE, MAPE.

## ABSTRAK

### PERAMALAN PENGUNJUNG PARIWISATA DI INDONESIA MENGUNAKAN METODE *EXPONENTIAL SMOOTHING* HOLT-WINTERS MENGGUNAKAN MODEL *MULTIPLICATIVE* DAN METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING* *AVERAGE (SARIMA)*

Oleh

**Vedisya Natasia**

Pariwisata merupakan salah satu sektor penting dalam perekonomian Indonesia yang memberikan kontribusi signifikan terhadap pendapatan negara. Oleh karena itu, peramalan jumlah pengunjung pariwisata menjadi hal yang krusial dalam mendukung perencanaan dan pengambilan kebijakan strategis. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan jumlah pengunjung pariwisata di Indonesia dengan membandingkan dua metode peramalan, yaitu Exponential Smoothing Holt-Winters model multiplicative dan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). Data yang digunakan berupa data bulanan jumlah pengunjung pariwisata ke Indonesia selama periode tertentu. Proses peramalan dilakukan dengan mengidentifikasi model terbaik dari masing-masing metode berdasarkan nilai Mean Squared Error (MSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua metode mampu memberikan peramalan yang cukup baik, namun terdapat perbedaan dalam tingkat akurasi. Metode yang menghasilkan nilai kesalahan terkecil dipilih sebagai model terbaik dalam memproyeksikan jumlah pengunjung pariwisata di masa depan. Temuan ini diharapkan dapat menjadi acuan bagi pemerintah dan pemangku kebijakan dalam mengembangkan strategi pengelolaan sektor pariwisata di Indonesia secara lebih optimal. Hasil analisis menunjukkan bahwa penggunaan metode SARIMA efektif untuk prediksi data karena hasil prediksinya cukup mendekati data aktual dengan nilai MAPE sebesar 73.94 dan MSE sebesar 1.4228.

**Kata-kata kunci:** peramalan, pariwisata, Holt-Winters multiplicative, SARIMA, MSE, MAPE.

**PERAMALAN PENGUNJUNG PARIWISATA DI INDONESIA  
MENGUNAKAN METODE *EXPONENTIAL SMOOTHING*  
HOLT-WINTERS MENGGUNAKAN MODEL *MULTIPLICATIVE* DAN  
METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING  
AVERAGE (SARIMA)***

**VEDISYA NATASIA**

**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 : **PERAMALAN PENGUNJUNG PARIWISATA  
DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE  
EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS  
MENGGUNAKAN MODEL MULTIPLICATIVE  
DAN METODE SEASONAL AUTOREGRESSIVE  
INTEGRATED MOVING AVERAGE (SARIMA)**

Nama Mahasiswa : **Vedisyia Natasia**

Nomor Pokok Mahasiswa : **2157031002**

Program Studi : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



  
**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**  
NIP 198406272006042001

  
**Dr. Bernaditha H. S. U., M.Sc.**  
NIP 198002062003121003

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. Bernaditha 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: **23 April 2025**

## PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Vedisya Natasia**  
Nomor Pokok Mahasiswa : **2157031002**  
Jurusan : **Matematika**  
Judul Skripsi : **Peramalan Pengunjung Pariwisata di Indonesia Menggunakan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* Menggunakan Model *Multiplicative* dan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)***

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, 23 April 2025

Pemilik



Vedisya Natasia

## **RIWAYAT HIDUP**

Penulis yang bernama lengkap Vedisya Natasia, lahir di Kotabumi, Kecamatan Kotabumi, Kabupaten Lampung Utara pada tanggal 29 Juli 2003, merupakan anak pertama dari pasangan Bapak Idrus, S.Sos. dan Ibu Hernawati, S.Pd.

Penulis memulai pendidikan di SD Negeri Sinar Harapan tahun 2009 dan lulus tahun 2015. Pendidikan menengah ditempuh di SMP Negeri 1 Sungkai Barat dan lulus 2018, selanjutnya menyelesaikan pendidikan SMA di SMA Tri Sukses dan lulus tahun 2021. Penulis diterima di Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung melalui jalur seleksi SMMPTN Barat dan menjalani studi sarjana dari tahun 2021 hingga 2025.

Selama masa perkuliahan, penulis aktif mengikuti berbagai organisasi. Pada tahun 2022, penulis bergabung dengan Himpunan Mahasiswa Matematika (HIMATIKA) di divisi Minat Dan Bakat dan juga menjadi anggota Badan Eksekutif Mahasiswa (BEM) FMIPA Universitas Lampung di divisi Komunikasi Dan Informasi (KOMINFO) pada tahun 2022. Pada tahun 2023 melanjutkan menjadi anggota Badan Eksekutif Mahasiswa (BEM) FMIPA Universitas Lampung di divisi Pengembangan Sumber Daya Alam (PSDM) . Tahun 2022 penulis bergabung dengan UKMU Koperasi Mahasiswa (KOPMA UNILA) sebagai anggota dan pada tahun 2023 penulis bergabung kepengurusan GFMIPA KOPMA UNILA sebagai anggota bidang 3 Bisnis Kemitraan. Selain itu, penulis menjalani magang di PT. Taspen Persero – KCU Bandar Lampung di Jl. Drs. Warsito No. 3 Teluk Betung Bandar Lampung, dari Desember 2023 hingga Februari 2024. Pada Juni hingga Agustus 2024, penulis mengikuti program Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Jabung, Kecamatan Jabung, Kabupaten Lampung Timur.

## KATA INSPIRASI

*“Dan barang siapa yang bertakwa kepada Allah, niscaya Allah akan menjadikan baginya kemudahan dalam urusannya.”*

**(Q.S. At Talaq:4)**

”Semua jatuh bangunmu hal yang biasa, angan dan pertanyaan waktu yang menjawabnya, berikan tenggat waktu bersedihlah secukupnya, rayakan perasaanmu sebagai manusia.”

**Baskara Putra - Hindia**

”Allah SWT tidak akan membebani seseorang hamba diluar batas kemampuannya.”

**Al Baqarah 286**

*”But life goes on, life doesn’t revolve around you,*

*Hidup itu bukan tentang kamu, jadi mau hidup sepahit apa, ya hidup aja.”*

**Iqbaal Ramadhan**

”Tidak ada mimpi yang terlalu tinggi dan tidak ada mimpi yang patut diremehkan. Lambungkan setinggi yang kau inginkan dan gapailah dengan selayaknya yang kau harapkan.”

**Maudy Ayunda**

”Bukan orang baik tapi berusaha menjadi lebih baik.”

**At-Taubah 40**

”Jika bukan karena Allah yang mampukan, aku mungkin sudah lama menyerah.”

**Al-Insyirah 05-06**

## **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 terima kasih saya kepada:

Pertama, terima kasih kepada wanita sederhana yang memiliki impian besar, namun terkadang sulit dimengerti isi kepalanya, yaitu penulis diriku sendiri, **Vedisya Natasia**. Terima kasih telah berusaha keras untuk meyakinkan dan menguatkan diri sendiri bahwa kamu dapat menyelesaikan studi ini sampai selesai. Berbahagialah selalu dengan dirimu sendiri. Rayakan kehadiranmu sebagai berkah di mana pun kamu menjejakkan kaki. Jangan sia-siakan usaha dan doa yang selalu kamu langitkan. Allah sudah merencanakan dan memberikan porsi terbaik untuk perjalanan hidupmu. Semoga langkah kebaikan selalu menyertaimu, dan semoga Allah selalu meridhai setiap langkahmu serta menjagamu dalam lindungan-Nya. Aamiin.

### **Ayah dan Ibuku Tercinta**

Terima kasih kepada orang tuaku atas segala pengorbanan, motivasi, doa dan ridho serta dukungannya selama ini. Terima kasih 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**

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

**Sahabat-sahabatku**

Terima kasih 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 "Peramalan Pengunjung Pariwisata Di Indonesia Menggunakan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* Menggunakan Model *Multiplicative* dan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*" 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 Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung sekaligus juga dosen pembimbing 1 yang telah banyak meluangkan waktunya untuk memberikan arahan, bimbingan, motivasi, saran serta dukungan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Ibu Bernadhita Herindri S.U., 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. Ibu Prof. Dr. Asmiati, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing akademik.
5. Seluruh dosen, staff dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

6. Teristimewa penulis ucapkan terimakasih kepada kedua orang tua tercinta penulis yakni Ayahanda Idrus, S.Sos. dan Ibunda Hernawati, S.Pd., terima kasih atas setiap tetes keringat dalam setiap langkah pengorbanan dan kerja keras yang dilakukan untuk memberikan yang terbaik kepada penulis, mengusahakan segala kebutuhan penulis, mendidik, membimbing, dan selalu memberikan kasih sayang yang tulus, motivasi, serta dukungan dan mendoakan penulis dalam keadaan apapun agar penulis mampu bertahan untuk melangkah setapak demi setapak dalam meraih mimpi di masa depan. Terima kasih untuk selalu berada di sisi penulis dan menjadi alasan bagi penulis dalam menyelesaikan penulisan skripsi ini hingga memperoleh gelar Sarjana Matematika. Ayah, ibu, putri kecilmu sudah dewasa dan siap melanjutkan mimpi yang lebih tinggi lagi.
7. Terima kasih kepada teman-teman di masa perkuliahan yaitu Dita, Tasya, Maya, Sherina, Rahma, Eva, Nabila, Mei, Adin yang telah memberikan motivasi semangat mendukung dan banyak membantu sampai penulis tidak malas untuk mengerjakan skripsi ini. Ucapan syukur kepada Allah SWT karena telah memberikan sahabat terbaik seperti kalian. *See you on top, guys!*
8. Terima kasih kepada Naza dan Anes yang sudah selalu menemani penulis main di saat penulis sedang malas mengerjakan skripsi dan pada akhirnya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
9. Kepada Muhammad Irfan Maulana terima kasih atas dukungan, semangat, serta telah menjadi tempat berkeluh kesah, selalu ada dalam suka maupun duka selama proses penyusunan skripsi ini. Terima kasih atas waktu, doa yang senantiasa dilangitkan, dan seluruh hal baik yang diberikan selama ini.
10. Teman - teman seperbimbingan (Nisa dan Lisa) yang telah kebersamai berjuang untuk menyelesaikan skripsi ini.
11. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah banyak membantu memberikan pemikiran demi kelancaran dan keberhasilan penyusunan skripsi ini.
12. Terakhir untuk diri sendiri Vedisya Natasia, atas segala kerja keras dan semangatnya sehingga tidak pernah menyerah dalam mengerjakan skripsi ini. Terima kasih kepada diri saya sendiri yang sudah kuat melewati lika liku kehidupan dalam masa skripsi ini. Terima kasih pada raga dan jiwa yang masih tetap kuat dan waras hingga sekarang. Saya bangga pada diri saya

sendiri! ke depannya untuk raga yang tetap kuat, hati yang selalu tegar, mari bekerjasama untuk lebih berkembang lagi menjadi pribadi yang lebih baik dari hari ini. Kamu kuat, kamu hebat, Vedisy Natasia.

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, 23 April 2025

Vedisy Natasia

## 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 . . . . .  | 4           |
| 1.3 Manfaat Penelitian . . . . .   | 5           |
| <b>II TINJAUAN PUSTAKA</b> . . . . .   | <b>6</b>    |
| 2.1 Peramalan . . . . .  | 6           |
| 2.2 Data Deret Waktu . . . . .   | 6           |
| 2.3 Stasioneritas . . . . .  | 7           |
| 2.4 Indeks Musiman . . . . .   | 8           |
| 2.5 Metode <i>Exponential Smoothing</i> . . . . .  | 9           |
| 2.6 Metode <i>Exponential Smoothing</i> Ganda <i>Holt</i> . . . . .                        | 10          |
| 2.7 Metode <i>Exponential Smoothing</i> Holt-Winters . . . . .                             | 11          |
| 2.8 Estimasi Parameter . . . . .   | 11          |
| 2.9 Metode <i>Exponential Smoothing</i> Holt-Winters Model <i>Multiplicative</i> . . . . . | 12          |
| 2.10 Metode <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (SARIMA) . . . . .    | 13          |
| 2.10.1 Model <i>Autoregressive</i> (AR) . . . . .  | 14          |
| 2.10.2 Model <i>Moving Average</i> (MA) . . . . .  | 14          |
| 2.10.3 Model <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA) . . . . .                         | 15          |
| 2.10.4 Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA) . . . . .             | 15          |
| 2.10.5 Model <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (SARIMA) . . . . .   | 16          |
| 2.11 Kriteria Kebaikan Model . . . . .   | 18          |
| 2.12 Analisis Intervensi . . . . .   | 19          |
| 2.13 Deteksi <i>Outlier</i> . . . . .  | 21          |
| <b>III METODE PENELITIAN</b> . . . . .   | <b>22</b>   |
| 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian . . . . .  | 22          |

|           |  |           |
|-----------|--|-----------|
| 3.2       | Data Penelitian . . . . .  | 22        |
| 3.3       | Metode Penelitian . . . . .  | 23        |
| 3.3.1     | Metode <i>Exponential Smoothing</i> Holt-Winters . . . . .   | 23        |
| 3.3.2     | Metode SARIMA . . . . .  | 24        |
| <b>IV</b> | <b>HASIL DAN PEMBAHASAN . . . . .</b>  | <b>27</b> |
| 4.1       | Metode Penghalusan Eksponensial Holt-Winters pada Data Jumlah<br>Pariwisata Di Indonesia Tahun 2018 - 2023 . . . . . | 27        |
| 4.1.1     | Plot Data . . . . .  | 27        |
| 4.1.2     | Uji Stasioner . . . . .  | 28        |
| 4.1.3     | Uji Musiman . . . . .  | 29        |
| 4.1.4     | Model Penghalusan Eksponensial Holt-Winters Multiplikatif . . . . .  | 36        |
| 4.1.5     | Peramalan Penghalusan Eksponensial Holt-Winters<br>Multiplikatif . . . . .   | 37        |
| 4.2       | Metode SARIMA pada Data Jumlah Pariwisata Di Indonesia Tahun<br>2018 - 2023 . . . . .                                | 38        |
| 4.3       | Evaluasi Model Intervensi . . . . .  | 48        |
| 4.3.1     | Uji Asumsi <i>White Noise</i> . . . . .  | 48        |
| 4.3.2     | Uji Normalitas Residual . . . . .  | 48        |
| 4.4       | Deteksi <i>Outliers</i> . . . . .  | 49        |
| 4.4.1     | Estimasi Parameter Intervensi dan <i>Outliers</i> . . . . .  | 51        |
| 4.4.2     | Peramalan menggunakan metode SARIMA . . . . .  | 53        |
| <b>V</b>  | <b>KESIMPULAN DAN SARAN . . . . .</b>  | <b>54</b> |
| 5.1       | Kesimpulan . . . . .   | 54        |
|           | <b>DAFTAR PUSTAKA . . . . .</b>  | <b>55</b> |

## DAFTAR TABEL

|      |  |    |
|------|--|----|
| 3.1  | Data Bulanan Tahun 2018 - 2023 . . . . .   | 22 |
| 4.1  | Hasil <i>Augmented</i> Dickey-Fuller Test . . . . .  | 28 |
| 4.2  | Perhitungan Nilai Indeks Musiman . . . . .   | 29 |
| 4.4  | Hasil Peramalan Bulanan . . . . .  | 38 |
| 4.5  | Hasil <i>Augmented</i> Dickey-Fuller Test . . . . .  | 42 |
| 4.6  | Model SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_s$ yang Mungkin . . . . .   | 43 |
| 4.7  | Model SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_s$ yang Mungkin . . . . .   | 44 |
| 4.8  | Hasil Uji Ljung-Box Enam Model yang Memenuhi Uji Signifikansi  | 44 |
| 4.9  | Nilai MSE Model SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$ . . . . .   | 46 |
| 4.10 | Estimasi Parameter Intervensi . . . . .  | 48 |
| 4.11 | Pendugaan Nilai Maksimum Statistik Baku Akibat <i>Outliers</i> dan Tipe<br><i>Outliers</i> . . . . . | 51 |
| 4.12 | Hasil Estimasi Parameter Model Intervensi dan <i>Outliers</i> . . . . .                              | 51 |
| 4.13 | Nilai MSE dan MAPE Model SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$ . . . . .                                  | 52 |
| 4.14 | Hasil Peramalan Bulanan . . . . .  | 53 |
| 5.1  | Hasil Peramalan Bulanan . . . . .  | 54 |

## DAFTAR GAMBAR

|      |   |    |
|------|---|----|
| 4.1  | Plot Data Jumlah Pariwisata Di Indonesia Tahun 2018 - 2023 . . . . .  | 27 |
| 4.2  | Plot ACF Jumlah Pariwisata Di Indonesia . . . . .   | 28 |
| 4.3  | Plot probabilitas residual parameter penghalusan eksponensial $\alpha = 0,1$ , $\beta = 0,2$ , dan $\gamma = 0,1$ . . . . . | 36 |
| 4.4  | Plot Data Aktual Jumlah Pariwisata Di Indonesia Tahun 2018 - 2023   | 38 |
| 4.5  | Grafik <i>Box-Cox</i> . . . . .   | 39 |
| 4.6  | Grafik <i>Box-Cox</i> Transformasi Log . . . . .  | 39 |
| 4.7  | Plot Hasil <i>Differencing</i> Non-Musiman . . . . .  | 40 |
| 4.8  | Plot Hasil <i>Differencing</i> Non-Musiman . . . . .  | 40 |
| 4.9  | Plot Hasil <i>Differencing</i> Non-Musiman . . . . .  | 41 |
| 4.10 | Plot ACF Musiman Dan Non Musiman . . . . .  | 42 |
| 4.11 | Plot PACF Musiman Dan Non Musiman . . . . .   | 43 |
| 4.12 | Plot Probabilitas Residual SARIMA $(1,2,1)(1,2,0)_{12}$ . . . . .   | 45 |
| 4.13 | Plot Perbandingan antara $Z_t$ dengan Hasil Peramalan Model SARIMA  | 46 |
| 4.14 | Plot Identifikasi Orde $b, s, r$ dalam Pemodelan Intervensi . . . . .   | 47 |
| 4.15 | Plot Data Aktual Jumlah Pariwisata Di Indonesia Tahun 2018 - 2023   | 53 |

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Peramalan adalah suatu proses analisis perhitungan dengan pendekatan kuantitatif dalam mengestimasi keadaan di waktu mendatang menggunakan kumpulan data pada masa lampau. Peramalan mendasari setiap penentuan keputusan mengenai keadaan di masa depan [Assauri and Sofjan, 1984].

Peramalan adalah teknik yang mengevaluasi nilai di masa depan dengan mengamati data historis atau saat ini [Aswi and Sukarna, 2006]. Metode peramalan yang efektif dapat membantu para pembuat kebijakan dalam merumuskan langkah-langkah yang tepat untuk menjaga kestabilan ekonomi. Di antara berbagai metode yang tersedia, metode peramalan statistik seperti *Double Exponential Smoothing* (DES) Holt-Winters Dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), dan metode peramalan lainnya telah terbukti efektif dalam memberikan prediksi yang akurat. Ketidakpastiaan di masa mendatang dapat diperkirakan dengan mengambil keputusan menggunakan hasil dari suatu metode peramalan yang baik sehingga peramalan berfungsi untuk mendapatkan *forecast* yang cenderung dengan meminimalisir kesalahan ramalan [Makridakis, 1988];[Aden, 2020].

Indonesia adalah salah satu negara berkembang yang berharap dapat menciptakan kemakmuran ekonomi. Sumber ekonomi dan kemajuan ditentukan oleh pertumbuhan. Ini diilustrasikan oleh perubahan dalam produksi nasional, yang dapat ditafsirkan sebagai pertumbuhan ekonomi nasional. Selain itu, pertumbuhan ekonomi dapat menjelaskan apakah ekonomi memiliki tingkat sumbu yang lebih tinggi dalam bisnis lokal.

Pertumbuhan ekonomi Indonesia saat ini didukung oleh pengembangan sektor, menunjukkan peningkatan lima pendapatan atau pertumbuhan valuta asing Indonesia. Sektor - sektor ini termasuk sektor pariwisata, yang saat ini berkembang menjadi Indonesia Indonesia terbesar di Indonesia. Sektor ini harus ditekankan dari meningkatnya jumlah kunjungan wisata untuk kepulauan dan wisatawan asing dengan mengunjungi tempat - tempat wisata milik negara tersebut. Tingginya kontribusi dan pertumbuhan sektor pariwisata menjadikan sektor ini sebagai sektor utama dalam merangsang pertumbuhan ekonomi, meningkatkan pendapatan valuta asing, mendorong industri pendukung lainnya, menciptakan lapangan pekerjaan, serta mempromosikan keindahan alam dan budaya di Indonesia [Ramadhani, 2023].

Pariwisata telah menjadi fokus bagi Indonesia dalam pengembangan pembangunan, ini terbukti dengan dibuatnya regulasi terkait kebijakan pembangunan kepariwisataan dan ekonomi kreatif tahun 2015 pada Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) 2015 – 2019, dengan menargetkan wisatawan asing yang berkunjung ke Indonesia mencapai 20 juta orang pada tahun 2019 [Kementerian Perhubungan Republik Indonesia, 2024].

Pemerintah Indonesia melihat potensi ada secara internal di sektor pariwisata melalui pengembangan tujuan pariwisata, pengembangan industri pariwisata dan pengembangan lembaga pariwisata di bawah berbagai pedoman. Sementara itu, pemerintah telah berfokus pada kebijakan pemasaran pariwisata nasional untuk meningkatkan kunjungan wisata asing. Pemerintah sedang melihat apakah masalah pariwisata Indonesia tidak hanya dalam promosi dan pengemasan, tetapi juga dalam penempatan sektor pariwisata [Nursyahbani, 2019].

Pada tahun 2020 laju pertumbuhan ekonomi mengalami penurunan yang sangat signifikan yakni yang semula tahun 2019 sebesar 4,68 persen menjadi -1,23 persen. Hal ini dikarenakan adanya pandemi Covid-19 sehingga berdampak pada penurunan laju pertumbuhan ekonomi di Indonesia.

Oleh karena itu, memperkirakan tingkat pengunjung pariwisata sangat penting untuk menjaga harga kestabilan dan ekonomi keseimbangan. Pengunjung pariwisata yang tidak terkendali dapat merugikan masyarakat dengan membuat harga tiket naik secara drastis. Hal ini dapat menyebabkan ketidakpastian ekonomi dan kesulitan dalam merencanakan keuangan bagi individu maupun perusahaan.

Karenanya, pemerintah wajib meramalkan tingkat pengunjung pariwisata di masa depan agar bisa mengambil tindakan pencegahan yang tepat. Dengan memperkirakan pengunjung pariwisata, pemerintah bisa mengetahui faktor-faktor yang mungkin membuat harga naik. Oleh karena itu, peramalan pengunjung pariwisata di Indonesia membantu pemerintah dalam membuat kebijakan ekonomi yang lebih terencana dan berkesinambungan.

Dalam banyaknya penelitian mengenai peramalan, akurasi dianggap sebagai kriteria dalam menetapkan metode peramalan yang tepat. Ketepatan pada metode peramalan sangat penting bagi pengguna hasil ramalan tersebut. Ketepatan ini dilihat tiga dari kesalahan yang ada pada peramalan yang merupakan ukuran ketepatan yang menjadi pokok untuk membandingkan hasil peramalan. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data pariwisata di Indonesia di mulai dari Januari 2018 sampai Desember 2023 bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS). Penelitian kali ini menggunakan referensi dari penelitian sebelumnya yaitu, yang dilakukan oleh Nunik Parwati (2020) tentang Prakiraan Jumlah Penumpang Menggunakan *Exponential Smoothing Holt Winters*. Penelitian dari Rismawanti Y, dkk.(2018) berjudul perbandingan Peramalan Metode *Moving Average* dan *Exponential Smoothing Holt Winter* untuk Menentukan Peramalan Inflasi di Indonesia.

Penelitian dari Alfiyati, dkk.(2018) berjudul Penerapan *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk Peramalan Laju Inflasi di Indonesia. Penelitian dari Amrin berjudul Data Mining dengan Regresi Linier Berganda Untuk Peramalan Tingkat Inflasi (Amrin, 2016). Penelitian dari Fahrudin, dkk. (2020). Tentang Peramalan Inflasi Menggunakan Metode Sarima Dan *Single Exponential Smoothing* (Studi Kasus: Kota Bandung). Penelitian dari Bidangian dkk. (2016) membandingkan peramalan metode DES satu parameter Brown dan metode DES dua parameter Holt. Penelitian dari Mahmudi, dkk. (2018) berjudul Meramalkan Laju Inflasi Menggunakan Metode *Exponential Smoothing Ganda*. Oleh karena itu, penelitian ini diberi judul Peramalan Inflasi Menggunakan Metode *Exponential Smoothing Ganda* Dan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* Menggunakan Model *multiplicative*.

Metode *Exponential Smoothing* adalah suatu metode yang bertujuan untuk memperlihatkan bobot secara *exponential* untuk memprediksi nilai di masa mendatang terhadap nilai pengamatan sebelumnya [Borman and Fauzi, 2018];

[Mursidah and Nurhasanah, 2021]. Metode ini menggunakan harga parameter pemulusan, yaitu dilakukan dengan *trial* dan *error*. Metode *Exponential Smoothing* adalah salah satu teknik peramalan yang banyak digunakan karena kesederhanaan dan keakuratannya. Metode ini bekerja dengan memberikan bobot yang lebih besar pada data yang lebih baru sehingga lebih responsif terhadap perubahan terbaru dalam pola data. Terdapat beberapa varian dari metode ini, seperti Pemulusan Eksponensial Tunggal (SES), *Exponential Smoothing* Ganda (DES), dan *Exponential Smoothing* Holt-Winters, yang masing-masing dapat digunakan untuk jenis data yang berbeda. Metode pemulusan eksponensial terbagi tiga yaitu *Single*, *Double*, dan *Triple Exponential Smoothing* [Safitri et al., 2017]; [Zaini et al., 2020].

Aplikasi metode peramalan dapat diterapkan pada data pengunjung pariwisata di Indonesia untuk menganalisis dan memprediksi tingkat pengunjung pariwisata di masa mendatang. Dalam hal ini, data pengunjung pariwisata di Indonesia akan dianalisis menggunakan salah satu metode peramalan untuk mendapatkan proyeksi pengunjung pariwisata ke depan. Tujuan dari analisis ini adalah agar pemerintah dapat menjaga inflasi tetap seimbang melalui penerapan kebijakan-kebijakan strategis yang tepat.

Data pengunjung pariwisata Indonesia dari tahun 2018 hingga 2023 menunjukkan adanya pola tren. Berdasarkan karakteristik pola data ini, metode yang tepat untuk melakukan peramalan adalah Metode *Double Exponential Smoothing* Holt-Winters Dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Sebelumnya, penelitian terkait data inflasi di Indonesia belum banyak menggunakan perbandingan antara Metode *Double Exponential Smoothing* Holt-Winters *Exponential Smoothing* dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Oleh karena itu, penelitian ini berupaya menerapkan kedua metode tersebut guna menemukan metode yang paling akurat untuk memprediksi pengunjung pariwisata di Indonesia dalam jangka waktu mendatang.

## 1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. melakukan peramalan dengan Metode *Exponential Smoothing* Holt-Winters Menggunakan Model *multiplicative* dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) pada data pengunjung pariwisata di Indonesia;
2. mengevaluasi keakuratan Metode *Exponential Smoothing* Holt-Winters Menggunakan Model *multiplicative* dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dalam memprediksi tingkat pariwisata dengan menggunakan data historis pariwisata yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS).

### **1.3 Manfaat Penelitian**

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. memberikan pengetahuan baru tentang Metode *Exponential Smoothing* Holt-Winters Menggunakan Model *multiplicative* dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA);
2. menunjukkan hasil peramalan terbaik Metode *Exponential Smoothing* Holt-Winters Menggunakan Model *multiplicative* dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) pada data pariwisata di Indonesia.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Peramalan**

Peramalan, juga disebut *forecasting*, adalah suatu proses analisis perhitungan yang menggunakan pendekatan kuantitatif dan kualitatif untuk meramalkan keadaan di waktu mendatang dengan menggunakan kumpulan data dari masa lalu untuk mengurangi dampak ketidakpastian [Sinaga and Irawati, 2018]. Peramalan adalah komponen awal suatu mekanisme penentuan keputusan namun, jika dilakukan dengan cara tertentu, peramalan akan menjadi lebih dari itu. Setiap keputusan tentang keadaan di masa depan didasarkan pada peramalan [Assauri and Sofjan, 1984]. Peramalan dibagi menjadi tiga kategori berdasarkan jangka waktu: peramalan jangka panjang, peramalan jangka menengah, dan peramalan jangka pendek. Peramalan jangka panjang mencakup waktu lebih dari 18 (delapan belas) bulan, peramalan jangka menengah mencakup antara 3 (tiga) dan delapan 18 (belas bulan), dan peramalan jangka pendek mencakup waktu kurang dari 3 (tiga) bulan [Sinaga and Irawati, 2018].

#### **2.2 Data Deret Waktu**

Kumpulan data yang diukur selama periode waktu tertentu berdasarkan interval waktu yang sama disebut deret waktu. Frekuensi pengumpulan dapat berupa detik, menit, jam, hari, minggu, bulan, atau bahkan tahun jika waktu dianggap diskrit. Dalam peramalan deret waktu, penting untuk mempertimbangkan jenis atau pola data yang tersedia. Pola pergerakan atau variabel dapat diikuti oleh data deret waktu, sehingga data deret waktu dapat digunakan sebagai dasar untuk pembuatan keputusan saat ini. Empat kategori pola data terdiri dari data deret waktu [Makridakis et al., 1999].

1. Pola Horizontal (H), yaitu pola data yang terjadi jika tidak berfluktuasi di sekitar

nilai rata-rata yang konstan.

2. Pola Musiman (S), yaitu pola data yang terjadi jika deret waktu dipengaruhi faktor musiman.
3. Pola Siklis (C), yaitu pola data yang terjadi jika data dipengaruhi fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis.
4. Pola Data Trend (T), yaitu pola data yang terjadi jika terjadi kenaikan ataupun penurunan sekuler jangka panjang pada data.

### 2.3 Stasioneritas

Stasioneritas merupakan asumsi yang sangat dibutuhkan dalam analisis deret waktu untuk meminimalkan kesalahan pemodelan. Model stasioner diasumsikan sebagai proses yang tetap dalam kesetimbangan atau kestabilan statistik dengan sifat probabilistik yang tidak berubah dari waktu ke waktu, dengan kata lain nilai tengah dan ragamnya konstan [Box et al., 2016].

Kestasioneran dibedakan menjadi dua, yakni stasioner dalam rata-rata dan stasioner dalam ragam. Jika suatu deret waktu mempunyai ragam yang tidak stasioner, maka perlu dilakukan transformasi terhadap data untuk membuat ragam data menjadi stasioner. Transformasi yang banyak digunakan adalah transformasi Box-Cox. Sementara, untuk data deret waktu yang mempunyai nilai rata-rata tidak stasioner, maka dapat digunakan proses pembedaan (*differencing*) [Wanto, 2016].

Langkah-langkah untuk melakukan uji akar unit dengan metode ADF *test*:

1. Hipotesis:

$H_0$  : data tidak stasioner

$H_1$  : data stasioner

2. Statistik uji ADF

$$t = \frac{\delta}{\text{Se}(\delta)},$$

dengan,

$\delta$  : parameter AR (*autoregressive*)

$Se(\delta)$  : *standard error* dari  $\delta$

$t$  : statistik uji

### 3. Kriteria penolakan ADF:

Tolak  $H_0$  jika  $|t_\delta| \geq |t_{(n-1);\alpha}|$  atau  $p\text{-value} \leq \alpha$

Pada kasus nyata, seringkali ditemukan data deret waktu yang bersifat tidak stasioner, sehingga perlu dilakukan stasionarisasi melalui tahapan diferensiasi. Menurut Box dan Jenkins (1970), proses diferensiasi adalah teknik yang diterapkan untuk menghapus ketergantungan data terhadap waktu, yang dilakukan dengan menghitung selisih nilai yang berurutan sehingga didapatkan  $d = 1$ , dengan persamaan sebagai berikut:

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1},$$

dengan,

$\Delta Z_t$  : *differencing* data

$Z_t$  : data periode saat ini

$Z_{t-1}$  : data periode sebelumnya

## 2.4 Indeks Musiman

Variasi musiman, juga dikenal sebagai *seasonal variation*, adalah yang paling mudah dipahami yang berpengaruh pada perubahan data deret waktu.

Ada berbagai versi indeks musiman sebagai berikut:

1. *Specific seasonal*, menunjukkan versi musim dalam satu tahun. *Typical seasonal*, menunjukkan versi musim rata-ratanya dalam jangka panjang.
2. *Constant seasonal*, menunjukkan versi musim yang tetap sama dalam tiap- tiap tahun. *Typical seasonal*, menunjukkan versi musim rata-ratanya dalam jangka panjang.

Variasi musiman adalah variasi periodik, yaitu pengulangan selama periode waktu tertentu. Variasi musiman dapat terjadi dalam periode tertentu, seperti tahun, bulan, minggu, atau bahkan sehari. Ada berbagai cara untuk menghitung jumlah indeks untuk musim tertentu yaitu antara lain metode *monthly totals*. Metode *monthly totals* dirumuskan sebagai berikut.

Rata-rata dari total nilai adalah:

$$\bar{Y}_t = \frac{\sum Y}{n_k}, \quad (2.1)$$

dengan:

$n_k$  = jumlah masing-masing bulan atau triwulan

$k$  = menunjukkan bulan atau triwulan yang bersangkutan

$\bar{Y}_t$  = rata-rata dari total nilai

$\sum Y$  = total nilai

Banyak bulan = 12 dan banyak triwulan = 4.

## 2.5 Metode *Exponential Smoothing*

Prinsip metode *Exponential Smoothing*, menurut Handoko [1984], adalah menggunakan nilai penghalusan secara eksponensial untuk meramalkan nilai di masa mendatang. Peramalan rata rata bergerak eksponensial menimbang data sebelumnya secara eksponensial, dengan data paling akhir memiliki berat lebih besar dalam delapan belas rata rata bergerak.

Menurut [Makridakis et al., 1999], *exponential smoothing* adalah suatu teknik peramalan rata-rata bergerak yang melakukan pembobotan menurun secara eksponensial terhadap nilai-nilai observasi yang lebih tua. *Smoothing* adalah mengambil rata-rata dari nilai pada beberapa periode untuk menaksir nilai pada suatu periode. Metode *moving average* berkembang menjadi metode *exponential smoothing*. Metode ini melakukan peramalan dengan mengulang perhitungan dengan data terbaru.

## 2.6 Metode *Exponential Smoothing Ganda Holt*

Rumus *exponential smoothing ganda Holt*, menurut [Makridakis et al., 1999], hampir serupa dengan metode Brown, tetapi tidak menggunakan rumus pemulusan berganda secara langsung. Sebaliknya, pemulusan nilai tren dengan parameter yang berbeda dari parameter yang digunakan pada deret awal.

Rumus untuk *exponential smoothing Ganda Holt* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 S_t &= \alpha(x_t - S_{t-1} - b_{t-1}) + S_{t-1} + b_{t-1} \\
 S_t &= (\alpha x_t - \alpha S_{t-1} - \alpha b_{t-1}) + S_{t-1} + b_{t-1} \\
 S_t &= \alpha x_t - \alpha S_{t-1} - \alpha b_{t-1} + S_{t-1} + b_{t-1} \\
 S_t &= \alpha x_t + (1 - \alpha)S_{t-1} + (1 - \alpha)b_{t-1} \\
 S_t &= \alpha x_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.2)
 \end{aligned}$$

dengan:

- $S_t = \textit{exponential smoothing}$  pada tahun ke- $t$
- $S_{t-1} = \textit{exponential smoothing}$  pada tahun ke- $t - 1$
- $x_t = \textit{data ke-}t$
- $\alpha = \textit{konstanta parameter exponential smoothing}$  ( $0 < \alpha < 1$ )
- $b_{t-1} = \textit{smoothing unsur trend}$  pada tahun ke- $t - 1$ .

Untuk menghitung *smoothing unsur trend* digunakan persamaan sebagai berikut:

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}, \quad (2.3)$$

dengan:

- $\beta = \textit{konstanta parameter smoothing untuk trend}$  ( $0 < \beta < 1$ )
- $S_t = \textit{exponential smoothing}$  pada tahun ke- $t$
- $S_{t-1} = \textit{exponential smoothing}$  pada tahun ke- $(t - 1)$
- $b_t = \textit{smoothing trend}$  pada tahun ke- $t$

- $b_{t-1} = \text{smoothing trend}$  pada tahun ke- $(t - 1)$

Metode ini menggunakan dua parameter *smoothing*  $\alpha$  dan  $\beta$ , sehingga dikenal dengan metode *double exponential smoothing* [Makridakis et al., 1999].

## 2.7 Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*

Metode *double exponential smoothing* hanya dapat digunakan untuk data yang mengandung unsur tren, tetapi tidak dapat digunakan untuk data yang mengandung musiman. Metode Holt-Winters merupakan gabungan dari metode Holt dan Winters, dimana nilai tren metode Holt digabungkan dengan nilai musiman metode Winters, sehingga metode Holt-Winters dapat menangani faktor tren dan musiman yang muncul sekaligus pada sebuah data nonstasioner [Kalekar, 2004].

1. Nilai awal untuk penghalusan eksponensial

$$SL = \frac{1}{L} \sum_{t=1}^L X_t$$

2. Nilai awal untuk penghalusan *trend*

$$b = \frac{1}{K} \left( \frac{X_{L+1} - X_1}{L} + \frac{X_{L+2} - X_2}{L} + \dots + \frac{X_{L+K} - X_K}{L} \right)$$

3. Nilai awal untuk penghalusan musiman model multiplikatif

$$I_k = \frac{X_k}{SL}$$

## 2.8 Estimasi Parameter

Metode *exponential smoothing* Holt-Winters didasarkan atas tiga unsur yaitu unsur stasioner, tren, dan musiman untuk setiap periode dan memberikan tiga pembobotan dalam prediksinya, yaitu  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ . Pembobotan  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  adalah sebagai berikut:

1. Alpha  $\alpha$  merupakan parameter yang mengontrol *smoothing* relatif pada

pengamatan yang baru dilakukan. Jika alpha bernilai mendekati 1 maka hanya pengamatan terbaru yang digunakan secara eksklusif. Sebaliknya bila alpha mendekati 0 maka pengamatan yang lain dihitung dengan bobot sepadan dengan yang terbaru.

2. Beta  $\beta$  merupakan parameter yang mengontrol *smoothing* relatif pada pengamatan yang baru dilakukan untuk mengestimasi kemunculan tren nilai beta berkisar dari 0 sampai 1.
3. Gamma ( $\gamma$ ) merupakan parameter yang mengontrol *smoothing* relatif pada pengamatan yang baru dilakukan untuk mengestimasi kemunculan unsur musiman. Nilai gamma berkisar dari 0 sampai 1.

Besarnya koefisien  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ , memiliki jarak di antara 0 dan 1 yang ditentukan secara subjektif atau dengan menggunakan *Ordinary Least Square Estimation* (OLS) [Mulyana, 2004].

## 2.9 Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters Model Multiplicative*

Untuk memprediksi data deret waktu *time series*, amplitudo (ketinggian) pola musiman proporsional dengan level atau tingkatan deret data rata-rata, model perkalian musiman cocok. Dengan kata lain, data yang lebih besar mengikuti pola musiman [Montgomery, 2008]. Apabila ada tanda atau kecenderungan bahwa pola musiman bergantung pada ukuran data, dengan model multiplikatif digunakan.

Berikut ini adalah persamaan yang digunakan untuk model multiplikatif.

1. Persamaan untuk menghitung *exponential smoothing* Holt-Winters:

$$S_t = \alpha \frac{x_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.4)$$

2. Persamaan untuk menghitung *smoothing* tren:

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.5)$$

3. Persamaan untuk menghitung *smoothing* musiman pada model

*multiplicative*:

$$I_t = \gamma \frac{x_t}{S_t} + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (2.6)$$

4. Untuk menghitung nilai peramalan *exponential smoothing* Holt-Winters pada model *multiplicative* digunakan persamaan sebagai berikut:

$$F_{t+m} = (S_t + mb_t)I_{t-L+m} \quad (2.7)$$

dengan:

$S_t$  : *Exponential smoothing* pada tahun ke- $t$

$S_{t-1}$  : *Exponential smoothing* pada tahun ke- $t - 1$

$b_t$  : *Smoothing unsur trend* pada tahun ke- $t$

$b_{t-1}$  : *Smoothing unsur trend* pada tahun ke- $t - 1$

$x_t$  : Data ke- $t$

$F_t$  : Nilai yang ingin diramalkan

$\alpha$  : Parameter *smoothing* untuk data ( $0 < \alpha < 1$ )

$\beta$  : Parameter *smoothing* untuk tren ( $0 < \beta < 1$ )

$\gamma$  : Parameter *smoothing* untuk musiman ( $0 < \gamma < 1$ )

$I_t$  : *Smoothing faktormusiman*

$m$  : Periode waktu yang akan diramalkan

$L$  : Panjang musiman ( $L = 3, L = 4, L = 6$ , atau  $L = 12$ )

[Makridakis et al., 1999]

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

Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) merupakan metode ARIMA yang digunakan untuk menyelesaikan *time series* musiman. Metode ini terdiri dari dua bagian, yaitu bagian tidak musiman dan bagian musiman. Bagian tidak musiman dari metode ini adalah model ARIMA. Model ARIMA terdiri dari model *autoregressive* dan model *moving average*.

### 2.10.1 Model *Autoregressive* (AR)

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

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.10.1)$$

dengan:

- $Z_t$  = nilai variabel *dependent* pada waktu  $t$
- $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$  = nilai variabel *dependent* pada *time-lag*  $t - 1, \dots, t - p$
- $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$  = koefisien *autoregressive*
- $a_t$  = nilai residu pada waktu  $t$ .

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

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

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

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (2.10.2)$$

dengan:

- $Z_t$  = nilai variabel *dependent* pada waktu  $t$
- $a_t, a_{t-1}, \dots, a_{t-q}$  = nilai residu pada waktu  $t, t - 1, \dots, t - q$
- $\theta_1, \dots, \theta_q$  = koefisien *Moving Average*

Terlihat bahwa  $Z_t$  pada model MA merupakan rata-rata tertimbang kesalahan sebanyak  $q$  periode ke belakang. Banyaknya kesalahan yang digunakan ( $q$ ) pada persamaan ini menandai tingkat dari model *moving average*.

### 2.10.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

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

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (2.10.3)$$

dengan:

- $Z_t$  = nilai variabel *dependent* pada waktu  $t$
- $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$  = nilai variabel *dependent* pada *time-lag*  $t - 1, t - 2, \dots, t - p$
- $a_t, a_{t-1}, \dots, a_{t-q}$  = nilai residu pada waktu  $t, t - 1, \dots, t - q$
- $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$  = koefisien *autoregressive*
- $\theta_1, \dots, \theta_q$  = koefisien *Moving Average*

Persamaan (2.10.3) dapat ditulis dalam bentuk:

$$(1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p) Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t, \quad (2.10.4)$$

atau:

$$\Phi_p(B) Z_t = \Theta_q(B) a_t \quad (2.10.5)$$

dengan:

- $\phi_p(B)$  adalah polinomial untuk komponen *autoregressive* (AR)
- $\theta_q(B)$  adalah polinomial untuk komponen *Moving Average* (MA)

Proses ARMA merupakan kasus khusus dari proses MA, maka fungsi autokorelasi parsialnya juga merupakan pemulusan eksponensial dan/atau gelombang sinus tergantung dari akar-akar  $1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q = 0$ .

### 2.10.4 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA dilakukan pada data stasioner atau data yang di *differencing* sehingga data telah stasioner. Secara umum, model ARIMA dinotasikan sebagai

berikut:

Model 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:

$$\Phi_p(B)(1 - B)^d z_t = \theta_0 + \Theta_q(B)\varepsilon_t, \quad (2.10.6)$$

dengan

$$\Phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (2.10.7)$$

$$\Theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \quad (2.10.8)$$

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  $\theta_0 = (1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p)\mu$ . Untuk  $d \geq 1$ , data asli nonstasioner dan  $\theta_0$  merupakan istilah tren deterministik yang biasanya dihilangkan.

### 2.10.5 Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Secara umum, model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dinotasikan sebagai berikut:

$$SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$$

dengan:

- $(p, d, q)$  = bagian tidak musiman dari model
- $(P, D, Q)$  = bagian musiman dari model
- $P$  = orde musiman untuk *AR*

- $Q$  = orde musiman untuk  $MA$
- $D$  = banyaknya *seasonal differencing*
- $s$  = jumlah periode per musim

Suatu deret  $\{Z_t\}$  tidak diketahui periode variasi musiman dan tidak musiman, bentuk model ARIMA untuk deret itu adalah:

$$\Phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \Theta_q(B)b_t. \quad (2.35)$$

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

$$\rho_j(s) = \frac{\mathbb{E}[(b_{t+s} - \mu_b)(b_t - \mu_b)]}{\sigma_b^2}, \quad j = 1, 2, 3, \dots \quad (2.36)$$

Untuk melihat korelasi antar periode, model ARIMA direpresentasikan sebagai:

$$\Phi_p(B^s)(1 - B^s)^D b_t = \Theta_Q(B^s)a_t, \quad (2.37)$$

dengan

$$\Phi_p(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{ps}, \quad (2.10.9)$$

$$\Theta_Q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs}. \quad (2.10.10)$$

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

Dengan mengombinasikan Persamaan (2.35) dan (2.37), diperoleh model SARIMA sebagai berikut:

$$\Phi_p(B)\Phi_P(B^s)(1 - B)^d(1 - B^s)^D Z_t = \Theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t, \quad (2.38)$$

dengan:

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

Keterangan:

- $\Phi_p(B) =$  faktor *AR* tidak musiman
- $\Theta_q(B) =$  faktor *MA* tidak musiman
- $\Phi_P(B^s) =$  faktor *AR* musiman
- $\Theta_Q(B^S) =$  faktor *MA* musiman
- $\mu =$  rata-rata  $Z_t$

## 2.11 Kriteria Kebaikan Model

Untuk menghitung akurasi peramalan, ada beberapa perhitungan yang biasa digunakan. Perhitungan ini dapat digunakan untuk membandingkan model peramalan yang berbeda dan juga untuk memastikan keakuratan peramalan. Jika nilai RMSE, MAE, dan MAPE berkurang, akurasi peramalan akan meningkat [Heizer and Render, 2008].

Membandingkan kesalahan peramalan adalah cara sederhana untuk menentukan apakah metode peramalan tertentu harus digunakan untuk membuat peramalan data yang sedang kita analisa atau tidak. Ada dua belas indikator yang dapat digunakan untuk menentukan apakah metode peramalan tersebut digunakan dengan benar. Selain itu, teknik dengan MAPE terkecil adalah yang paling akurat [Nachrowi and Hardius, 2005].

Sangat penting untuk membandingkan perhitungan dengan nilai MAPE paling rendah karena perbedaan antara hasil peramalan dan nilai aktual semakin kecil (Rangkuti, 2005). Ada banyak cara dalam melakukan peramalan untuk menemukan kesalahan ramalan. Untuk prediksi di masa mendatang, model dengan kesalahan peramalan terkecil pasti akan dipilih. Berikut ini adalah ukuran galat peramalan yang dapat digunakan untuk mengetahui besarnya galat tersebut:

### a. *Root Mean Square Error (RMSE):*

*Root Mean Square Error (RMSE)* merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi, dimana semakin kecil (mendekati 0) nilai RMSE maka hasil prediksi akan

semakin akurat. Nilai RMSE dapat dihitung dengan persamaan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}} \quad (2.8)$$

b. *Mean Absolute Error (MAE)*:

*Mean Absolute Error (MAE)* adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan model peramalan. Nilai MAE menunjukkan rata-rata kesalahan (*error*) absolut antara hasil peramalan/prediksi dengan nilai riil (Subagyo, 1986). Secara rumus MAE dijelaskan sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |Y_t - \hat{Y}_t| \quad (2.9)$$

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

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

$$MAPE = \left( \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \right) \times 100\% \quad (2.10)$$

## 2.12 Analisis Intervensi

Suatu deret waktu dapat dipengaruhi oleh kejadian khusus yang dapat menyebabkan perubahan pada pola data deret waktu tersebut. Kejadian khusus yang dimaksud adalah adanya intervensi eksternal dan internal seperti bencana alam, peraturan pemerintah, kestabilan ekonomi, kerusakan, dan terorisme. Guna memodelkan data deret waktu dan mendeskripsikan pola respon dari intervensi yang ada, diperlukan suatu metode.

Metode yang dapat digunakan adalah analisis intervensi. Pada analisis intervensi diasumsikan bahwa kejadian intervensi terjadi pada waktu  $T$  yang diketahui dari suatu deret waktu [Box and Reinsel, 1994]. Analisis intervensi bertujuan untuk mengukur jumlah dan durasi efek intervensi pada data deret waktu [Wei, 2006]. Bentuk umum dari model intervensi diberikan sebagai berikut:

$$Z_t = \sum_{j=1}^k \frac{\omega_j(B)B^{b_j}}{\delta_j(B)} I_{jt} + N_t, \quad (2.12.11)$$

dengan:

- $Z_t$  : variabel respon pada waktu  $t$ .
- $j$  : banyaknya intervensi yang terjadi,  $j = 1, 2, \dots, k$ .
- $I_{jt}$  : variabel intervensi ke- $j$  pada waktu ke- $t$ , bernilai 1 atau 0 yang menunjukkan ada atau tidaknya pengaruh intervensi pada waktu  $t - T$ .
- $b$  : delay waktu mulai terjadinya intervensi.
- $\omega_s(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s$  ( $s$  menunjukkan lamanya suatu intervensi berpengaruh pada data setelah  $b$  periode).
- $\delta_j(B) = 1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r$  (pola efek intervensi yang terjadi setelah  $b + s$  periode sejak kejadian intervensi pada waktu  $T$ ).
- $N_t$  : *error/noise* yang berupa model tanpa adanya intervensi.

Secara umum, terdapat ada dua variabel yang digunakan dalam model intervensi, yaitu fungsi *step* dan *pulse*. Fungsi *step* adalah suatu bentuk intervensi yang terjadi dalam kurun waktu yang panjang, sedangkan fungsi *pulse* adalah suatu bentuk intervensi yang terjadi hanya pada suatu waktu tertentu [Suhartono, 2007].

Persamaan (2.12.11) menunjukkan bahwa besar dan lama dampak intervensi ditunjukkan oleh  $b$ ,  $s$ , dan  $r$ . Dalam mengidentifikasi orde pada model intervensi ( $b$ ,  $s$ , dan  $r$ ), dapat dilakukan dengan melihat plot residual. Residual diperoleh dari selisih antara hasil pengamatan dengan nilai peramalan menggunakan *noise* model. Misalkan residual dinotasikan sebagai  $Z_t^*$ , maka:

$$Z_t^* = Z_t - N_t = \sum_{j=1}^k \frac{\omega_j(B)B^{b_j}}{\delta_j(B)} I_{jt} \quad (2.12.12)$$

Nilai  $b$  ditentukan dengan melihat kapan efek intervensi mulai mempengaruhi pola data deret waktu, nilai  $s$  menunjukkan seberapa lama intervensi itu mempengaruhi pola data deret waktu dihitung setelah orde  $b$ , dan  $r$  menunjukkan pola dari residual Nuvitasari et al. [2009].

### 2.13 Deteksi *Outlier*

*Outlier* adalah data pengamatan yang tidak konsisten pada seriesnya (Budiarti dkk, 2013). *Outlier* dalam data deret waktu tidak dapat dihilangkan begitu saja disebabkan eratnya korelasi antar amatan dalam deret tersebut, sehingga kemungkinan *outlier* akan berpengaruh terhadap beberapa pengamatan setelahnya.

Keberadaan *outlier* dapat menyebabkan pemodelan yang tidak tepat. Oleh karena itu diperlukan prosedur untuk mendeteksi dan menghilangkan pengaruh adanya *outlier*. Pada tahun 1988, Chang, Tiao, dan Chen mengembangkan suatu metode untuk mendeteksi keberadaan *outlier* dalam data deret waktu melalui metode pendeteksian *outlier* secara iteratif. *Outlier* diklasifikasikan menjadi empat tipe, yaitu *Additive Outlier (AO)*, *Innovational Outlier (IO)*, *Level Shift (LS)*, dan *Temporary Change (TC)* Wei [2006].

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Waktu dan Tempat Penelitian**

Penelitian ini dilakukan pada semester ganjil tahun ajaran 2024/2025 di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung yang beralamatkan di Jalan Prof. Dr. Ir. Soemantri Brojonegoro, Gedong Meneng, Kecamatan Rajabasa, Kota Bandar Lampung, Lampung.

#### **3.2 Data Penelitian**

Data yang digunakan dalam penulisan ini adalah data sekunder, yaitu data pengunjung pariwisata bulanan di Indonesia yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Data tersebut mencakup periode dari Januari 2018 hingga Desember 2023. Sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.1.

**Tabel 3.1 Data Bulanan Tahun 2018 - 2023**

| <b>Bulan</b> | <b>2018</b> | <b>2019</b> | <b>2020</b> | <b>2021</b> | <b>2021</b> | <b>2023</b> |
|--------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| Januari      | 60832       | 54298       | 65337       | 935         | 699         | 38670       |
| Februari     | 49318       | 63128       | 50600       | 664         | 1007        | 25344       |
| Maret        | 57353       | 59141       | 27795       | 1214        | 3224        | 31522       |
| April        | 58970       | 44611       | 625         | 263         | 7511        | 38683       |
| Mei          | 60403       | 47812       | 648         | 927         | 13940       | 29708       |
| Juni         | 76711       | 75120       | 500         | 779         | 21759       | 32710       |
| Juli         | 59224       | 47181       | 529         | 709         | 26884       | 34472       |
| Agustus      | 53108       | 65769       | 984         | 571         | 24229       | 37142       |
| September    | 49863       | 55298       | 875         | 571         | 26041       | 32324       |
| Oktober      | 53332       | 48071       | 419         | 647         | 27316       | 36113       |
| November     | 59084       | 47408       | 1542        | 1185        | 27417       | 37255       |
| Desember     | 66626       | 56808       | 1309        | 1487        | 37587       | 45550       |

### 3.3 Metode Penelitian

#### 3.3.1 Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*

Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam penelitian ini ada dua yaitu model aditif dan model multiplikatif. Kecenderungan atau tanda bahwa pola musiman bergantung pada ukuran data didasarkan pada model multiplikatif, sedangkan model aditif digunakan jika kecenderungan tersebut tidak terjadi. Penelitian ini dilakukan pada data deret waktu musiman.

Adapun langkah-langkah penelitian yang dilakukan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* adalah sebagai berikut:

1. Membuat plot data deret waktu
2. Menguji asumsi
  - (a) stasioner
    - i. Mengidentifikasi dengan grafik fungsi autokorelasi (ACF).
    - ii. Menggunakan uji akar unit dengan metode uji statistik *Augmented Dickey-Fuller*.
  - (b) tren
    - i. Menyajikan grafik deret waktu. Apabila grafik deret waktu menunjukkan kecenderungan naik atau turun, maka data mengandung *trend*.
  - (c) musiman
    - i. Menyajikan grafik deret waktu.
    - ii. Uji musiman data dengan menggunakan indeks musiman yang dihitung dengan metode *monthly totals*.

$$\text{Indeks musiman} = \frac{X_k}{\bar{X}_t}$$

3. Mengolah data dengan menggunakan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* model multiplikatif.
  - (a) Menentukan nilai awal untuk penghalusan eksponensial, *trend* dan musiman:

- (b) Menghitung nilai *Exponential Smoothing Holt-Winters* (*Exponential Smoothing*, *Smoothing trend*, *Smoothing musiman*, dan peramalan *Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan model multiplikatif):  
Perhitungan Nilai *Exponential Smoothing Holt-Winters Multiplicative*
- (c) Pemilihan model terbaik dilakukan dengan menghitung nilai *Mean Squared Error* (MSE). Model yang memiliki nilai MSE terkecil dianggap sebagai model yang paling optimal.
- (d) Kemudian ramalkan data pengunjung pariwisata di Indonesia dengan model terbaik.

### 3.3.2 Metode SARIMA

#### 1. Identifikasi Model

- a. Uji kestasioneran data  
Data yang belum stasioner dalam ragam dapat dilakukan transformasi Box-Cox, dan apabila data belum stasioner terhadap nilai tengah, maka dapat dilakukan *differencing*.
- b. Pembentukan model  
Setelah data stasioner terhadap ragam dan nilai tengah, maka dilakukan proses pembentukan model dugaan dengan mengidentifikasi orde AR dan MA pada plot ACF dan PACF.

#### 2. Diagnosis Model

Setelah model dugaan terbentuk, langkah selanjutnya adalah melakukan uji kelayakan model yang harus memenuhi beberapa asumsi, yaitu:

- a. Uji Signifikansi Parameter  
Koefisien dikatakan signifikan dalam membentuk model apabila nilai *p-value* parameter lebih kecil dari  $\alpha = 0,05$ .
- b. Asumsi *white noise* yang diuji dengan uji *Ljung-Box*  
Hipotesis uji yang digunakan pada asumsi *white noise* adalah sebagai berikut:
  - $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$  (Galat tidak berautokorelasi)
  - $H_1: \exists \rho_k \neq 0, \quad k = 1, 2, \dots, k$  (Galat berautokorelasi)

Taraf signifikansi yang digunakan adalah  $\alpha = 5\%$ .

Kriteria keputusan yang digunakan adalah sebagai berikut:

- Tolak  $H_0$  jika  $p\text{-value} < \alpha$
- Tidak tolak  $H_0$  jika  $p\text{-value} \geq \alpha$

c. Asumsi normalitas residual

Hipotesis uji yang digunakan pada uji asumsi normalitas galat adalah sebagai berikut:

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

Taraf signifikansi yang digunakan adalah  $\alpha = 5\%$ .

Kriteria keputusan yang digunakan adalah sebagai berikut:

- Tolak  $H_0$  jika  $p\text{-value} < \alpha$
- Tidak tolak  $H_0$  jika  $p\text{-value} \geq \alpha$

d. Pemilihan Model SARIMA terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan menggunakan kriteria MSE terkecil.

### 3. Pembentukan model intervensi

- a. Model SARIMA yang telah terbentuk sebelum intervensi digunakan untuk meramalkan data setelah intervensi ( $T$ ) sampai data akhir ( $n$ ).
- b. Identifikasi orde  $b$ ,  $s$ , dan  $r$   
Identifikasi orde  $b$ ,  $s$ , dan  $r$  dapat dilakukan melalui plot residual.
- c. Diagnosis model intervensi  
Setelah model dugaan intervensi terbentuk, selanjutnya dilakukan uji kelayakan model yang harus memenuhi beberapa asumsi yaitu asumsi signifikansi parameter dengan uji  $t$ , asumsi *white noise* yang dapat dilakukan menggunakan uji Ljung-Box, dan asumsi normalitas dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

### 4. Deteksi *Outlier*

Ketika asumsi distribusi normal tidak terpenuhi maka dilakukan deteksi *outlier*.

## **5. Peramalan**

Peramalan data menggunakan model terbaik yang telah memenuhi asumsi.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan pada bab sebelumnya, maka di peroleh kesimpulan:

1. Hasil peramalan dengan metode *exponential smoothing* holt-winters menggunakan model *multiplicative* dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) pada data pengunjung pariwisata di Indonesia sebagai berikut:

**Tabel 5.1 Hasil Peramalan Bulanan**

| <b>Bulan</b>   | <b>DES HW</b> | <b>SARIMA</b> | <b>Data Aktual</b> |
|----------------|---------------|---------------|--------------------|
| Januari 2024   | 56896         | 42187         | 35180              |
| Februari 2024  | 48976         | 37074         | 52856              |
| Maret 2024     | 46093         | 39625         | 37114              |
| April 2024     | 35773         | 37812         | 75260              |
| Mei 2024       | 24589         | 35623         | 37471              |
| Juni 2024      | 82851         | 43163         | 41184              |
| Juli 2024      | 81930         | 35293         | 43957              |
| Agustus 2024   | 67153         | 36807         | 51760              |
| September 2024 | 58352         | 34530         | 45473              |
| Oktober 2024   | 57319         | 36860         | 47457              |
| November 2024  | 61777         | 39409         | 45300              |
| Desember 2024  | 67773         | 46544         | 53876              |

2. Data jumlah pengunjung pariwisata di Irndonesia dapat diprediksi menggunakan model Multiplikatif Holt-Winters dan metode SARIMA.

Perbandingan hasil peramalan:

Holt-Winters (Model Multiplikatif)

MSE = 109416,6

$$\text{MAPE} = 723,18$$

$$\text{SARIMA } (0, 2, 0)(0, 2, 1)_{12}$$

$$\text{MSE} = 1,4228$$

$$\text{MAPE} = 73,94$$

Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa metode SARIMA  $(0, 2, 0)(0, 2, 1)_{12}$  lebih baik dalam meramalkan jumlah pengunjung pariwisata di Indonesia pada tahun 2024 karena memiliki nilai MSE yang lebih kecil.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aden (2020). *Forecasting The Exponential Smoothing Methods*. Unpam Press.
- Assauri, S. and Sofjan (1984). *Teknik dan Metode Peramalan*. Lembaga Penerbit FE UI, Jakarta.
- Aswi and Sukarna (2006). *Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi*. Andara Publisher, Makasar.
- Borman, R. and Fauzi, H. (2018). Penerapan metode perbandingan eksponensial (mpe) dalam sistem pendukung keputusan penerima beasiswa siswa berprestasi pada smk xyz. *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)*, 3(1).
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., and Ljung, G. M. (2016). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. J Wiley, Canada.
- Box, G. E. P. and Reinsel, G. C. (1994). *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Prentice-Hall International.
- Handoko, T. H. (1984). *Manajemen: Pengertian dan Penerapannya*. Erlangga, Jakarta.
- Heizer, J. and Render, B. (2008). *Manajemen Operasi*. Salemba Empat, Jakarta.
- Kalekar, P. (2004). Time series forecasting using holt-winters exponential smoothing. Technical report, Kanwal Rekhi School of Information Technology, India.
- Kementerian Perhubungan Republik Indonesia (2024). *Distribusi dan Infrastruktur Logistik Indonesia*. Kementerian Perhubungan Republik Indonesia, Jakarta.
- Makridakis, S. (1988). *Metode Peramalan dan Aplikasi*. Erlangga, Jakarta. Terjemahan dari *Forecasting: Methods and Applications*.

- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., and McGee, V. E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan*, volume Jilid 1. Erlangga, Jakarta, edisi kedua edition. Terjemahan dari *Forecasting: Methods and Applications*.
- Montgomery, D. C. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons, Inc., New Jersey.
- Mulyana (2004). *Buku Ajar Analisis Deret Waktu*. FMIPA Universitas Padjadjaran, Bandung.
- Mursidah, Y. and Nurhasanah, D. (2021). Perbandingan metode eksponensial smoothing dan metode decomposition untuk meramalkan persediaan beras (studi kasus divre bulog lhokseumawe). *Jurnal Visioner dan Strategi*, 10(1).
- Nachrowi, D. and Hardius, U. (2005). *Penggunaan Teknik Ekonometri*. PT. Raja Grafindo Persada, Jakarta.
- Nursyahbani, M. (2019). Kebijakan pariwisata indonesia dalam meningkatkan wisatawan singapura periode 2015 – 2018.
- Nuvitasari, E., Suhartono, and Wibowo, H. S. (2009). Analisis intervensi multi input fungsi step dan fungsi pulse untuk peramalan kunjungan wisatawan ke indonesia.
- Ramadhani, Y. C. (2023). Dampak pandemi covid-19 terhadap perekonomian indonesia. *Jurnal Samudra Ekonomi Dan Bisnis*, 14(2):200–212.
- Safitri, T., Nurkaromah, D., and Sugiman (2017). Perbandingan peramalan menggunakan metode exponential smoothing holt-winters dan arima. *UNNES Journal of Mathematics*, 16(1).
- Sinaga, H. D. E. and Irawati, N. (2018). Double moving average dengan double exponential smoothing pada peramalan bahan medis habis pakai. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi (JURTEKSI)*, 4(2):197–204.
- Suhartono (2007). Teori dan aplikasi model intervensi fungsi pulse. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 7(2):191–214.
- Wanto, K. (2016). Analisis intervensi data deret waktu untuk peramalan pendapatan domestik bruto indonesia.

Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Education Inc, Canada, second edition edition.

Zaini, B., Rosnalini, M., and Zahayu (2020). Comparison of double exponential smoothing for holt's method and artificial neural network in forecasting the malaysian banking stock markets. *ASM Science Journal*, 13.