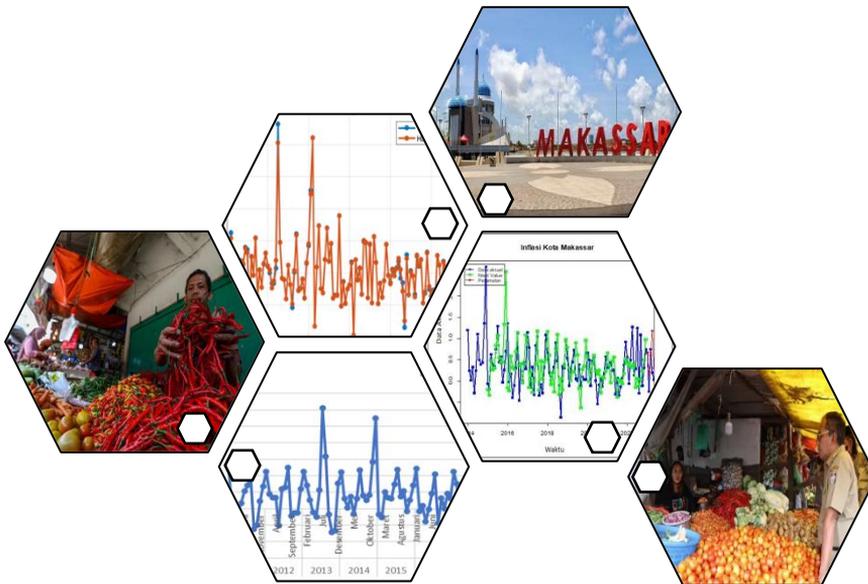


**PERAMALAN MODEL *HYBRID* METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE WITH EXOGENOUS VARIABLES* DAN  
METODE *EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS*  
(STUDI KASUS: INFLASI KOTA MAKASSAR)**

***FORECASTING HYBRID MODEL SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED  
MOVING AVERAGE WITH EXOGENOUS VARIABLES METHOD AND  
EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS METHOD  
(CASE STUDY: INFLASI OF MAKASSAR CITY)***



**ABDUL JABBAR**

**H062231002**



**PROGRAM STUDI MAGISTER STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
MAKASSAR  
2025**

**PERAMALAN MODEL *HYBRID* METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE*  
*INTEGRATED MOVING AVERAGE WITH EXOGENOUS VARIABLES*  
DAN METODE *EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS*  
(STUDI KASUS: INFLASI KOTA MAKASSAR)**

**ABDUL JABBAR  
H062231002**



**Dosen Pembimbing : 1. Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si.  
2. Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.**

**Dosen Penguji : 1. Prof. Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D  
2. Dr. Nirwan, M.Si.  
3. Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si.**

**PROGRAM STUDI MAGISTER STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
MAKASSAR  
2025**

**PERAMALAN MODEL HYBRID METODE SEASONAL AUTOREGRESSIVE  
INTEGRATED MOVING AVERAGE WITH EXOGENOUS VARIABLES  
DAN METODE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS  
(STUDI KASUS: INFLASI KOTA MAKASSAR)**

Tesis

sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar magister

Program Studi Magister Statistika

Disusun dan diajukan oleh

ABDUL JABBAR

H062231002

Kepada

**PROGRAM STUDI MAGISTER STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
MAKASSAR**

**2025**

## TESIS

PERAMALAN MODEL *HYBRID* METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE WITH EXOGENOUS VARIABLES* DAN METODE *EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS* (STUDI KASUS: INFLASI KOTA MAKASSAR)

ABDUL JABBAR

H062231002

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian Magister pada 13 Januari 2025 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

pada

Program Studi Magister Statistika  
Departemen Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Hasanuddin  
Makassar

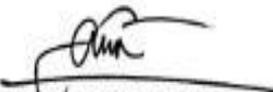
Mengesahkan:

Pembimbing Utama



Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si.  
NIP. 19750429 200003 2 001

Dekan Fakultas Matematika dan  
Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Hasanuddin



Dr. Eng. Amiruddin, M.Si.  
NIP. 19720515 199702 1 002

Pembimbing Pendamping



Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.  
NIP. 19620926 198702 2 001

Ketua Program Studi  
Magister Statistika



Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si.  
NIP. 19750429 200003 2 001

**PERNYATAAN KEASLIAN TESIS  
DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA**

Dengan ini saya menyatakan bahwa, tesis berjudul "Peramalan Model *Hybrid Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* dan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* (Studi Kasus: Inflasi Kota Makassar)" adalah benar karya saya dengan arahan tim pembimbing Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si. sebagai Pembimbing Utama dan Prof. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si. sebagai Pembimbing Pendamping. Karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka tesis ini. Sebagian dari isi tesis ini telah dipublikasikan di *Journal of Applied Mathematics and Computational Mechanics* dengan judul "*A Hybrid Time Series Model For Accurate Inflation Forecasting: Integrating Sarimax And Holt-Winters Methods*".

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta (hak ekonomis) dari karya tulis saya berupa tesis ini kepada Universitas Hasanuddin.

Makassar, 13 Januari 2025

Yang menyatakan,

Abdul Jabbar

NIM.H062231002

## UCAPAN TERIMA KASIH

*Alhamdulillah*, segala puji atas kehadiran Allah SWT, atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyusun dan menyelesaikan tesis ini. Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari kesempurnaan. Namun, segala sesuatu yang tercantum dalam tesis ini merupakan usaha terbaik penulis dalam menyusun tesis ini.

Penulis percaya, tesis ini dapat selesai bukan hanya dengan kekuatan pikiran penulis semata akan tetapi karena bantuan dari berbagai pihak, baik selama proses perkuliahan hingga proses pengerjaan tesis di Program Magister Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hasanuddin. Terima kasih yang tak terhingga kepada kedua orang tua tercinta Bapak Abd. Azis dan Ibu Kasmawati, juga kepada kakak saya Riskayanti dan Adik saya Abd. Karim atas doa yang tak pernah putus, dukungan serta kasih sayang yang tiada henti. Selanjutnya, saya ingin menyampaikan juga rasa hormat dan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc. selaku Rektor Universitas Hasanuddin.
2. Dr. Eng. Amiruddin, M.Si. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
3. Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si. Ketua Program Studi Magister Statistika Departemen Statistika Fakultas MIPA Universitas Hasanuddin dan selaku Pembimbing Utama yang dengan tulus ikhlas memberikan ilmu pengetahuan dan pengalaman yang dimilikinya serta meluangkan banyak waktunya dalam membimbing, memberikan motivasi, serta masukan sehingga memberikan banyak manfaat bagi penulis dalam menyelesaikan tesis ini maupun di masa mendatang.
4. Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si. selaku Pembimbing Pendamping yang dengan tulus ikhlas memberikan ilmu pengetahuan dan pengalaman yang dimilikinya serta meluangkan banyak waktunya dalam membimbing, memberikan motivasi, serta masukan sehingga memberikan banyak manfaat bagi penulis dalam menyelesaikan tesis ini maupun di masa mendatang.
5. Prof. Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D selaku salah satu tim penguji yang telah bersedia memberikan arahan dan dukungan dalam penyelesaian tesis ini.
6. Dr. Nirwan, M.Si. selaku salah satu tim penguji yang telah bersedia memberikan arahan dan dukungan dalam penyelesaian tesis ini.

7. Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si. selaku Ketua Program Studi Statistika Statistika Fakultas MIPA Universitas Hasanuddin yang menjadi salah satu tim penguji yang telah memberikan arahan dan dukungan dalam penyelesaian tesis ini.
8. Bapak dan Ibu Dosen serta Staf Departemen Statistika Fakultas MIPA Universitas Hasanuddin, yang dengan tulus ikhlas memberikan ilmu pengetahuan dan pengalaman yang dimilikinya sehingga memberikan banyak manfaat bagi penulis untuk saat ini maupun di masa mendatang.
9. Seluruh teman-teman Mahasiswa Program Studi Magister Statistika. Terima kasih atas dukungan luar biasa kepada penulis dan semoga selalu dilimpahkan Rahmat dari Allah SWT.
10. Semua pihak yang telah membantu dan mensupport penulis. Oleh karena itu, terima kasih untuk siapapun yang mau meluangkan waktunya untuk sekadar cerita dan tertawa bersama penulis. Jazakumullah Khairan Katsiran.

Semoga Allah SWT memberikan pahala yang berlipat ganda atas segala kebaikan yang telah diberikan kepada penulis dan semoga penulisan tesis ini bermanfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya dalam dunia statistika dan sains.

Makassar, 13 Januari 2025



Abdul Jabbar

**ABSTRAK**

ABDUL JABBAR. **Peramalan Model *Hybrid Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* Dan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* (Studi Kasus: Inflasi Kota Makassar)** (dibimbing oleh Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si. dan Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.)

**Abstrak.** Studi ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah model peramalan hibrid yang menggabungkan SARIMAX dengan Holt-Winters exponential smoothing untuk memprediksi inflasi di Makassar dengan akurasi yang lebih tinggi dan mengatasi kompleksitas musiman. Penelitian ini mengkombinasikan kedua metode tersebut untuk menciptakan sebuah kerangka peramalan yang kokoh. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik,  $(0,0,0)(0,0,1)^{12}$ , dipilih berdasarkan nilai RMSE dan AIC minimal, menunjukkan akurasi tinggi yang didukung oleh penilaian MAPE dengan nilai 1,92% atau dikategorikan sangat baik. Model hibrid ini secara akurat menekankan ketepatan dan kehandalan dalam menawarkan dasar yang kuat untuk prediksi inflasi di Makassar.

**Kata Kunci:** Hybrid, SARIMAX, Exponential Smoothing Holt-Winters, Inflasi.

## ABSTRACT

ABDUL JABBAR. **Forecasting Hybrid Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables Method And Exponential Smoothing Holt-Winters Method (Case Study: Inflasi Of Makassar City)** (Supervised by Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si. and Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.)

**Abstract.** This study aims to develop a hybrid forecasting model that combines SARIMAX with Holt-Winters exponential smoothing to predict inflation in Makassar with higher accuracy and address seasonal complexity. The research combines these two methods to create a robust forecasting framework. The research results indicate that the best model,  $(0,0,0)(0,0,1)^{12}$  was selected based on minimal RMSE and AIC values, demonstrating high accuracy supported by a MAPE evaluation of 1.92% or categorized as very good. This hybrid model accurately emphasizes precision and reliability in providing a strong foundation for inflation predictions in Makassar.

**Keywords:** Hybrid, SARIMAX, Exponential Smoothing Holt-Winters, Inflation.

## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL .....	i
PERNYATAAN PENGAJUAN .....	ii
HALAMAN PENGESAHAN .....	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS .....	iv
UCAPAN TERIMAKASIH .....	v
ABSTRAK .....	vii
ABSTRACT .....	viii
DAFTAR ISI .....	ix
DAFTAR TABEL .....	xi
DAFTAR GAMBAR .....	xii
DAFTAR LAMPIRAN .....	xii
<b>BAB I. PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Tujuan Penelitian .....	5
1.3. Manfaat Penelitian .....	5
1.4. Metode <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (SARIMA) .....	6
1.5. Metode <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables</i> (SARIMAX) .....	7
1.6. Metode <i>Exponential Smoothing Holt-Winters</i> .....	7
1.6.1 Metode <i>Holt-Winters Aditif</i> .....	8
1.6.2 Metode <i>Holt-Winters Multiplikatif</i> .....	8
1.6.3 Proses Inisialisasi .....	9
1.7. Pengukuran Tingkat Akurasi .....	10
1.8. Kerangka Konseptual .....	11
<b>BAB II. METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	<b>12</b>
2.1. Sumber Data .....	12
2.2. Variabel Penelitian .....	12
2.3. Analisis Data .....	12
2.4. Diagram Alir .....	13
<b>BAB III HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	<b>14</b>
3.1 Deskripsi Data .....	14
3.1.1 Deskripsi Data Inflasi .....	15
3.1.2 Deskripsi Data Indeks Harga Konsumen .....	15
3.2 Pemeriksaan Kestasioneran Data .....	15
3.2.1 Stasioner Terhadap Ragam .....	15
3.2.2 Stasioner Terhadap Rata-rata .....	16
3.3 Peramalan Menggunakan Metode SARIMAX .....	18
3.3.1 Identifikasi Model .....	18
3.3.2 Identifikasi Model SARIMA dari Variabel Inflasi .....	18
3.3.3 Penaksiran Parameter Model SARIMAX .....	21
3.3.4 Uji Autokorelasi Sisaan SARIMAX .....	21
3.3.5 Uji Normalitas Residual .....	22
3.4 Peramalan Menggunakan Metode <i>Exponential Smoothing Holt Winters</i> .....	24
3.4.1 Pola Musiman untuk Data Inflasi Kota Makassar .....	24
3.4.2 Penentuan Nilai Awal untuk Data Inflasi Kota Makassar .....	25
3.4.3 Penentuan Nilai Parameter untuk Data Inflasi Kota Makassar .....	27
3.4.4 Prakiraan Inflasi Kota Makassar untuk Data Inflasi Kota Makassar .....	28

3.5	Peramalan Menggunakan Model Hybrid Metode SARIMAX- <i>Exponential Smoothing Holt Winters</i> .....	32
3.5.1	Penentuan Nilai Awal untuk Data Residu dari Hasil Ramalan SARIMAX..	32
3.5.2	Penentuan Nilai Parameter untuk Data Residu dari Hasil Ramalan SARIMAX .....	33
3.5.3	Prakiraan Inflasi Kota Makassar untuk Data Residu dari Hasil Ramalan SARIMAX .....	35
3.6	Pembahasan .....	38
BAB IV KESIMPULAN DAN SARAN .....		40
4.1	Kesimpulan.....	40
4.2	Saran.....	40
DAFTAR PUSTAKA.....		41
LAMPIRAN .....		43

## DAFTAR TABEL

Nomor Urut	Halaman
1. Signifikasi Nilai MAPE.....	10
3. Statistik deskriptif data Inflasi Kota Makassar.....	15
4. Statistik deskriptif data IHK Kota Makassar.....	15
5. Hasil analisis Box-Cox untuk data Inflasi.....	15
6. Hasil analisis Box-Cox untuk data IHK.....	15
7. Uji ADF data Inflasi.....	17
8. Uji ADF data IHK differencing 2.....	17
9. Estimasi dan Pengujian Parameter Model SARIMA.....	19
10. Uji Independensi Residual.....	20
11. Uji Normalitas Residual SARIMA.....	20
12. <i>Akaike Information Criterion</i> dan <i>Root Mean Square Error</i> .....	21
13. Penaksiran Parameter Model SARIMAX peubah X.....	21
14. Uji Autokorelasi Sisaan SARIMAX.....	22
15. Uji Normalitas Residual SARIMAX.....	22
16. AIC, RMSE dan MAPE.....	22
17. Nilai Akurasi Prakiraan dengan Metode <i>Exponential Smoothing Holt-Winters</i> .....	28
18. Hasil Prakiraan data inflasi kota Makassar dengan Metode <i>Exponential Smoothing Holt Winters</i> .....	31
19. Nilai Akurasi Prakiraan dengan hybrid metode SARIMAX dengan Metode <i>Exponential Smoothing Holt-Winters</i> .....	35
20. Hasil Prakiraan data inflasi kota Makassar dengan hybrid metode SARIMAX dengan Metode <i>Exponential Smoothing Holt-Winters</i> .....	37

## DAFTAR GAMBAR

Nomor Urut	Halaman
1. Kerangka Konseptual.....	11
2. Diagram Alir Langkah Penelitian Metode Hybrid <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables</i> -Metode <i>Exponential Smoothing Holt Winters</i> . ....	13
3. Plot Time series Data Inflasi Kota Makassar pada metode SARIMAX.....	14
4. Plot Time series Data IHK Kota Makassar pada metode SARIMAX.....	14
5. Plot ACF dan PACF data Inflasi Kota Makassar pada metode SARIMAX.....	16
6. Plot ACF dan PACF data IHK Kota Makassar pada metode SARIMAX.....	16
7. Plot ACF dan PACF data IHK Kota Makassar Setelah Differensiasi pada metode SARIMAX.....	17
8. Plot Data Laju Inflasi Kota Makassar 2023 dan Peramalan SARIMAX (0,0,0)(0,0,1) <sup>12</sup> with IHK.....	23
9. Plot Data Inflasi Kota Makassar pada Metode <i>Exponential Smoothing Holt Winters</i> .....	24
10. Plot ACF data Inflasi Kota Makassar pada Metode <i>Exponential Smoothing Holt Winters</i> .....	24
11. Plot Eksponensial <i>Smoothing Holt Winters</i> Model Aditif pada Metode <i>Exponential Smoothing Holt Winters</i> .....	27
12. Plot Eksponensial <i>Smoothing Holt Winters</i> Model Multiplikatif pada Metode <i>Exponential Smoothing Holt Winters</i> .....	28
13. Plot Data Laju Inflasi Kota Makassar menggunakan metode <i>Eksponensial Smoothing Holt Winters</i> .....	31
14. Plot <i>Eksponensial Smoothing Holt Winters</i> Model Aditif pada Metode Hybrid <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables</i> -Metode <i>Exponential Smoothing Holt Winters</i> .....	34
15. Plot <i>Eksponensial Smoothing Holt Winters</i> Model Multiplikatif pada Metode Hybrid <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables</i> -Metode <i>Exponential Smoothing Holt Winters</i> .....	34
16. Plot Data Laju Inflasi Kota Makassar menggunakan metode <i>Eksponensial Smoothing Holt Winters</i> Menggunakan Residu SARIMAX.....	38

## DAFTAR LAMPIRAN

Nomor Urut	Halaman
1. Data Bulanan Inflasi dan Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Makassar .....	44
2. Residu dari hasil ramalan SARIMAX.....	45
3. Syntax di R Studio .....	46
4. <i>Curriculum Vitae</i> .....	51

## BAB I

### PENDAHULUAN

#### 1.1. Latar Belakang

Peramalan merupakan suatu metode untuk memprediksi peristiwa yang akan terjadi di masa depan. Hal ini melibatkan penggunaan data aktual pada waktu tertentu untuk memperkirakan data yang ingin diketahui di masa mendatang. Tujuan dari peramalan adalah mengetahui kapan atau bagaimana suatu peristiwa akan terjadi dan mengurangi kesalahan prediksi, juga dikenal sebagai kesalahan prakiraan, sehingga tindakan yang sesuai dapat diambil dalam mengestimasi atau memprediksi kejadian yang akan terjadi di masa depan (Makridakis, dkk. 1993). Dengan menggunakan peramalan, kita dapat mengevaluasi kemungkinan terjadinya suatu kejadian dan mengambil tindakan yang tepat sesuai dengan prediksi tersebut. Data runtun waktu, juga dikenal sebagai time series, yaitu kumpulan data pengamatan yang diurutkan berdasarkan waktu dan terdiri dari serangkaian nilai pengamatan. Berbagai metode dapat digunakan untuk membuat peramalan berdasarkan data yang relevan dari masa lalu. Terdapat dua kategori utama dalam metode peramalan, yaitu metode kualitatif dan metode kuantitatif (Makridakis, dkk. 1999). Metode peramalan kuantitatif sendiri dapat dibagi menjadi dua bagian, yaitu model time series dan model kausal (Santoso, 2009).

George E. P. Box dan Gwilym M. Jenkins memperkenalkan analisis time series pertama kali pada tahun 1970 melalui buku berjudul "*Time Series Analysis: Forecasting and Control*" (Iriawan, N. dan Astuti, 2006). Analisis time series adalah metode peramalan kuantitatif yang digunakan untuk mengidentifikasi pola dalam data yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu, yang dikenal sebagai data time series. Analisis time series terdiri dari beberapa metode yang digunakan untuk membuat prediksi, salah satunya adalah *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA).

Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* yaitu metode statistika yang digunakan untuk menganalisis dan meramalkan data runtun waktu yang memiliki komponen musiman. Metode ini merupakan pengembangan dari metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dengan penambahan komponen musiman. Kelebihan dari metode ini yaitu mampu menangani data dengan pola musiman seperti data yang mengalami fluktuasi pada interval waktu tertentu, metode ini juga memiliki akurasi yang baik dalam peramalan data runtun waktu yang kompleks, terutama jika data tersebut memiliki pola musiman yang jelas. Metode ini dapat menghasilkan peramalan yang mendekati nilai sebenarnya dengan tingkat kesalahan yang rendah. Walaupun efektif, SARIMA memiliki Kekurangan yaitu proses pemodelan dengan melibatkan pengujian dan identifikasi model yang rumit, pemilihan model yang tepat memerlukan analisis yang cermat dan pemahaman yang mendalam tentang karakteristik data, membutuhkan data runtun waktu yang lengkap dan berkualitas baik, dan melibatkan perhitungan yang intensif karena melibatkan estimasi parameter model dan peramalan berulang. SARIMA masih perlu dikembangkan untuk memenuhi peramalan jangka panjang (Prianda & Widodo, 2021). Para peneliti senang menggunakan metode ini karena

memungkinkan peneliti untuk memodelkan dan memprediksi pola musiman dengan tingkat akurasi yang baik, menghasilkan model yang lebih akurat dalam memprediksi data runtun waktu, mampu menangani data non-stasioner, dan mampu menghasilkan peramalan yang mendekati nilai sebenarnya dengan tingkat kesalahan yang rendah. Keandalan dan akurasi peramalan ini membuatnya menjadi pilihan yang menarik bagi para peneliti.

Beberapa peneliti yang telah menggunakan metode SARIMA dalam meramalkan data runtun waktu adalah W. Gikungu, (2015) hasil penelitiannya, peneliti menggunakan data KNBS triwulanan dari tahun 1981 hingga 2013 untuk memprediksi tingkat inflasi di Kenya dengan model SARIMA  $(0,1,0)(0,0,1)^4$  dan dianggap sebagai yang terbaik berdasarkan Kriteria Informasi Akaike terkecil. Mao, dkk (2018) melakukan penelitian peramalan penyakit tuberkulosis di China dengan metode SARIMA. Hasilnya diperoleh model SARIMA  $(1,0,0)(0,1,1)^{12}$  menunjukkan kinerja terbaik dalam memprediksi kejadian tuberkulosis di China. Sedangkan, Arunkumar, dkk (2021) melakukan penelitian tentang peramalan kasus covid-19. Hasilnya diperoleh model SARIMA yang memberikan prediksi yang lebih realistis dibandingkan dengan model ARIMA.

Metode SARIMA ini sangat baik ketepatannya untuk peramalan jangka pendek (Makridakis, dkk. 1999). Namun kelemahan dari metode ini hanya bisa digunakan apabila data peramalan analisis deret waktu tunggal. Untuk mengatasi hal tersebut, dikembangkan suatu metode yang disebut metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogeneous Variables* (SARIMAX). SARIMAX adalah pengembangan dari metode SARIMA dengan penambahan deret waktu lainnya sebagai variabel eksogen. Variabel eksogen merupakan variabel yang mempengaruhi variabel dependent. Metode SARIMAX cukup populer untuk peramalan jangka pendek karena memungkinkan untuk menggunakan variabel independent untuk meningkatkan akurasi peramalan dalam menentukan nilainya di masa yang akan datang (Rahayu, dkk. 2022).

Beberapa peneliti yang telah menggunakan metode SARIMAX dalam meramalkan data runtun waktu adalah Khan, dkk. (2024) hasil penelitiannya menunjukkan bahwa metode SARIMAX memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan teknik lainnya untuk PM2.5, PM10, NH3, Ozone, dan AQI dengan nilai RMSE masing-masing sebesar 8.56, 6.72, 5.52, 3.51, dan 20.88. Nurtas, dkk (2024) hasil penelitiannya menunjukkan bahwa metode SARIMAX memberikan kontribusi signifikan dalam bidang prediksi gempa bumi dengan mengungkapkan bahwa metode SARIMAX memiliki kemampuan yang baik untuk menangkap pola waktu dan dinamika peristiwa seismik. Sedangkan, Jiang, dkk (2021) menunjukkan hasil penelitiannya bahwa metode SARIMAX memperoleh inklusi faktor-faktor eksternal dalam meningkatkan akurasi perkiraan sekitar 6 persen dibandingkan dengan metode SARIMA, sehingga metode SARIMAX memiliki performa terbaik dibandingkan dengan model-model lainnya.

Data inflasi kota Makassar merupakan data runtun waktu karena dikumpulkan per tahunnya untuk mengetahui peningkatan atau penurunan inflasi di kota Makassar sehingga dapat dilakukan peramalan runtun waktu. Karena data inflasi kota Makassar merupakan data musiman, maka dilakukan peramalan data runtun

waktu dengan pola musiman yaitu dengan menggunakan metode SARIMA. Kemudian karena inflasi dipengaruhi oleh beberapa faktor salah satunya yaitu indeks harga konsumen, maka dilakukan peramalan dengan menambah variabel lainnya yaitu menggunakan metode SARIMAX. Metode SARIMAX merupakan model linier dan untuk mendapatkan penanganan yang lebih baik terhadap pola musiman yang kompleks maka Metode linier seperti *Holt-Winters* cenderung lebih cocok untuk menangani pola musiman yang kuat dan kompleks dalam data. Dengan demikian, pada penelitian ini diterapkan model hybrid metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* (SARIMAX) dan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*. Peneliti sebelumnya telah melakukan hybrid metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam bidang peramalan biaya pengeluaran hotel (Syahromi, 2019).

Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* merupakan metode peramalan yang digunakan untuk meramalkan data berdasarkan pola kecenderungan, pola musiman, dan pola siklis. Metode ini menggabungkan tiga komponen utama dalam peramalan, yaitu *level* (tingkat), *trend* (kecenderungan), dan *seasonality* (musiman). Kelebihan dari metode ini yaitu mampu menangani data dengan pola musiman yang jelas, fleksibilitas dalam menyesuaikan bobot pada komponen peramalan, dan cepat menyesuaikan peramalan dengan adanya perubahan pola data. Selain memiliki beberapa kelebihan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* juga memiliki Kekurangan yaitu metode ini membutuhkan tiga parameter ( $\alpha, \beta, \gamma$ ) pemulusan yang bernilai di antara 0 dan 1 untuk meminim kesalahan, sehingga banyak kombinasi yang dapat digunakan (Utami, 2019). Para peneliti senang menggunakan metode ini karena mampu mengidentifikasi dan menangkap pola musiman sehingga memungkinkan peneliti untuk membuat peramalan yang akurat, memberikan fleksibilitas dalam menyesuaikan bobot untuk setiap komponen peramalan, yaitu *level*, *trend*, dan *seasonality*, metode ini dapat merespons dengan cepat dan menghasilkan peramalan yang lebih akurat, dan mampu menggabungkan tiga komponen utama dalam peramalan, yaitu *level*, *trend*, dan *seasonality*.

Beberapa peneliti yang telah menggunakan metode *exponential smoothing holt-winters* dalam meramalkan data runtun waktu adalah Jiang, dkk (2020) hasil penelitiannya, peneliti berhasil meningkatkan akurasi prediksi konsumsi listrik bulanan bahkan dengan sampel pelatihan yang sangat kecil dengan metode *Holt Winters* ditingkatkan dengan *optimisasi fruit fly*. Ferbar & Strm (2016) melakukan penelitian tentang peramalan beban panas dengan metode regresi berganda dan Metode *Holt-Winters*. Hasilnya diperoleh metode regresi berganda (*Multiple regression*) diakui sebagai metode peramalan terbaik untuk peramalan beban panas jangka pendek harian dan mingguan, sedangkan Metode *Holt-Winters* memberikan hasil peramalan terbaik dalam peramalan beban panas untuk jangka panjang dan peramalan beban panas jangka pendek bulanan. Selain itu, Moiseev (2021) melakukan penelitian tentang peramalan nilai rata-rata waktu sewa kapal tangki dalam enam rute transportasi minyak di samudra dunia selama periode krisis 2015-2019. Hasilnya diperoleh metode *exponential smoothing* memiliki akurasi

yang lebih baik daripada metode naif, metode autoregresi, dan model pembelajaran mesin dalam semua metrik kesalahan yang digunakan. Liu, dkk (2020) melakukan penelitian tentang peramalan konsumsi listrik rumah tangga dengan menggunakan metode *Holt-Winters* dan jaringan *Extreme Learning Machine*. Hasilnya diperoleh model prediksi hibrida untuk konsumsi listrik rumah tangga dengan menggunakan metode *Holt-Winters* dan jaringan *Extreme Learning Machine* dengan interval waktu 15 menit dimana memberikan presisi yang tinggi, waktu pelatihan model ini lebih cepat dibandingkan dengan model-model terkait lainnya dan cenderung memiliki tingkat kesalahan yang lebih rendah.

Berdasarkan kedua metode tersebut, karakteristik data yang sesuai untuk dijadikan sebagai data dalam melakukan proses hybrid yaitu data Inflasi karena memiliki pola musiman yang berulang. Inflasi merupakan suatu kondisi di mana harga barang dan jasa secara umum naik secara berkelanjutan selama periode waktu tertentu. Ini berarti bahwa daya beli mata uang menurun seiring waktu. Inflasi diukur dengan mengamati perubahan dalam indeks harga konsumen. Dimana Indeks harga konsumen merupakan indikator yang digunakan untuk mengukur perubahan harga barang dan jasa sepanjang waktu. Indeks harga konsumen harus stabil karena inflasi diperoleh dari persentase perubahannya. Pada tahun 2020, inflasi Indonesia mencapai titik terendah sepanjang sejarah, yaitu 1,68%. Namun, pada tahun 2021, angka inflasi meningkat menjadi 1,87%. Inflasi adalah kenaikan harga barang dan jasa yang tidak berhenti selama periode waktu tertentu. Tingkat inflasi yang rendah dapat menunjukkan penurunan daya beli masyarakat, yang berdampak pada pertumbuhan ekonomi yang lambat. Oleh karena itu, agar ekonomi tetap stabil dan meningkatkan kesejahteraan masyarakat, penting untuk menjaga laju inflasi tetap stabil.

Dalam konteks ekonomi, indeks harga konsumen memiliki peran penting sebagai dasar perhitungan tingkat inflasi suatu wilayah, seperti di Makassar. Pemerintah secara tidak langsung berupaya menjaga persentase perubahan indeks harga konsumen agar tetap rendah dan stabil, sebagai syarat penting bagi pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan serta untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat (Bank Indonesia, 2024). Hal ini juga menjadi penting dalam menghitung biaya produksi dengan memperhitungkan kenaikan tingkat harga yang terjadi sebelumnya (Suseno & Aisyah, 2009). Oleh karena itu, peramalan data Indeks harga konsumen perlu dilakukan untuk membantu pemerintah dalam merumuskan kebijakan yang tepat.

Indeks Harga Konsumen dari waktu ke waktu mencerminkan adanya inflasi atau deflasi. Inflasi atau deflasi mengindikasikan perubahan persentase dari indeks harga konsumen dalam suatu periode dibandingkan dengan periode sebelumnya. Saat terjadi inflasi, harga barang atau jasa akan naik karena daya beli uang menurun. Sebaliknya, deflasi menyebabkan penurunan harga barang atau jasa. Perubahan harga dapat terjadi secara tiba-tiba dan dipengaruhi oleh berbagai faktor, salah satunya adalah jumlah uang yang beredar (Wibowo, 2018).

Badan Pusat Statistik (BPS) menggunakan serangkaian langkah dalam menghitung Indeks Harga Konsumen (IHK). Tahapan tersebut meliputi pengumpulan data, pembobotan, rumus perhitungan, tahun dasar, cakupan kota, dan pemutakhiran berkala. Pertama, BPS melakukan survei untuk mengumpulkan

data harga berbagai komoditas yang dikonsumsi masyarakat, mencakup kelompok barang dan jasa seperti makanan, perumahan, dan transportasi. Kemudian, setiap komoditas diberi bobot berdasarkan tingkat kepentingannya dalam pengeluaran rumah tangga, di mana barang yang lebih signifikan mendapat bobot lebih besar dalam perhitungan IHK. IHK dihitung dengan membandingkan harga barang dan jasa pada periode tertentu dengan harga pada tahun dasar, lalu hasilnya dikalikan dengan 100% untuk diperoleh persentase. Tahun dasar yang digunakan adalah tahun di mana ekonomi dianggap stabil, seperti tahun 2018 di Indonesia. Mulai tahun 2020, cakupan kota IHK diperluas dari 82 kota menjadi 90 kota, meningkatkan cakupan sampel rumah tangga dari 136.080 menjadi 141.600. BPS juga rutin melakukan pemutakhiran tahun dasar, metodologi, dan cakupan IHK setiap lima tahun untuk menjaga relevansi dengan perubahan pola konsumsi masyarakat. Dengan mengikuti prosedur ini, BPS mampu menghasilkan data IHK yang akurat dan komprehensif, yang berfungsi sebagai indikator inflasi yang penting di Indonesia.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana penerapan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* dalam meramalkan Inflasi kota Makassar, Bagaimana penerapan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam meramalkan Inflasi kota Makassar, Bagaimana penerapan dari model *hybrid* metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* dan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam meramalkan Inflasi kota Makassar?

## 1.2. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memperoleh penerapan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* dalam meramalkan inflasi kota Makassar.
2. Memperoleh penerapan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam meramalkan inflasi kota Makassar.
3. Memperoleh penerapan dari model *hybrid* metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* dan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam meramalkan Inflasi kota Makassar.

## 1.3. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Meningkatkan Pemahaman Terhadap Periode Inflasi  
Hasil dari penelitian ini dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang pola perubahan inflasi dari bulan ke bulan. Pemahaman yang lebih baik tentang periode inflasi dapat membantu dalam mengidentifikasi tren jangka panjang, fluktuasi musiman, dan perubahan yang mungkin terjadi dalam pola konsumsi masyarakat.

## 2. Dukungan untuk Perencanaan dan Mitigasi terkait Inflasi

Penelitian ini memberikan manfaat nyata dalam mendukung perencanaan dan mitigasi terkait Inflasi. Informasi peramalan yang dihasilkan dapat membantu pemerintah, bisnis, lembaga keuangan, dan konsumen dalam mengambil keputusan yang lebih baik, mengelola risiko, dan mempersiapkan diri untuk perubahan harga konsumen.

## 3. Sumber Referensi bagi Pembaca

Penelitian ini dapat menjadi sumber referensi yang berharga bagi peneliti, pengambil keputusan, dan pembaca yang tertarik dalam mengembangkan pengetahuan tentang Inflasi. Dengan menyajikan hasil penelitian, metodologi, dan temuan, tesis ini akan menjadi acuan penting dalam pengembangan ilmu pengetahuan dimasa yang akan datang.

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

Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)* yang dikembangkan oleh George Box, Gwilym Jenkins, dan Gregory Reinsel, telah menjadi acuan dalam berbagai studi mengenai peramalan pola musiman dalam data deret waktu. Metode ini telah mengalami penelitian yang luas dan mengadopsi salah satu metode, yaitu metode *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. Metode SARIMA serupa dengan metode ARIMA, yang berarti tidak memerlukan pola tren data tertentu agar dapat berfungsi dengan baik. Pendekatan iteratif dalam metode Box-Jenkins digunakan untuk mengidentifikasi model yang paling sesuai dari berbagai alternatif model yang tersedia. Model yang dipilih kemudian diuji kembali. Model dianggap memadai jika residualnya terdistribusi secara acak, memiliki nilai yang kecil, dan saling independen dengan residual lainnya.

Notasi ARIMA  $(p, d, q) (P, D, Q)^S$  digunakan untuk menyatakan Model ARIMA dengan data musiman atau SARIMA. Di dalam notasi tersebut,  $p, d, q$  adalah bilangan bulat yang mengindikasikan komponen non-musiman dari model ARIMA.  $P, D, Q$  mewakili komponen musiman dari model, sedangkan S menyatakan periode musiman.

Menurut (Nasiruddin, F & Dzikrullah, 2023) bentuk umum model ARIMA Box-Jenkins musiman atau ARIMA  $(p, d, q) (P, D, Q)^S$  dapat dinyatakan dalam persamaan (1.1) sebagai berikut:

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\alpha_t \quad (1.1)$$

Di mana  $p, d, q$  adalah urutan AR, differencing, dan non-seasonal MA,  $P, D, Q$  adalah urutan AR, differencing, dan seasonal MA,  $\phi_p(B)$  adalah  $1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ ,  $\Phi_P(B^S)$  adalah  $1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS}$ ,  $(1-B)^d$  adalah urutan non-seasonal differencing,  $(1-B^S)^D$  adalah urutan seasonal differencing,  $Z_t$  adalah nilai observasi pada waktu  $t$ ,  $\theta_q(B)$  adalah  $1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_p B^p$ ,  $\Theta_Q(B^S)$  is  $1 - \theta_1 B^S - \theta_2 B^{2S} - \dots - \theta_Q B^{QS}$ ,  $B$  adalah *Backward shift operator* ( $BY_t = Z_{t-1}, B^2 Z_t = Z_{t-2}$  dan seterusnya), dan  $\alpha_t$  adalah nilai kesalahan pada waktu  $t$ .

### 1.5 Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* (SARIMAX)

Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* (SARIMAX) sama seperti SARIMA, metode ini juga memiliki komponen non-musiman dan musiman. Bersamaan dengan ini, SARIMAX juga menyertakan variabel eksternal yang dapat berdampak pada peramalan. Menurut Rochayati, (2019) menjelaskan bahwa metode SARIMAX merupakan perluasan dari metode SARIMA dengan penambahan variabel lain sebagai variabel eksogen atau kovariat. Dalam model ini, faktor-faktor yang mempengaruhi variabel dependen Y pada waktu ke-t tidak hanya dipengaruhi oleh fungsi variabel Y pada waktu tersebut, tetapi juga oleh variabel independen lainnya pada waktu ke-t. Menurut (Nasiruddin, F & Dzikrullah, 2023) bentuk model SARIMAX dapat dinyatakan dalam persamaan (1.2) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t \\ = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\alpha_t + \alpha_1 X_{1,t} + \alpha_2 X_{2,t} + \dots + \alpha_k X_{k,t} \end{aligned} \quad (1.2)$$

Di mana  $p, d, q$  adalah urutan AR, differencing, dan non-seasonal MA,  $P, D, Q$  adalah urutan AR, differencing, dan seasonal MA,  $\phi_p(B)$  adalah  $1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ ,  $\Phi_P(B^S)$  adalah  $1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS}$ ,  $(1-B)^d$  adalah urutan differencing non-seasonal,  $(1-B^S)^D$  adalah urutan differencing seasonal,  $Z_t$  adalah nilai observasi pada waktu  $t$ ,  $\theta_q(B)$  adalah  $1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_p B^p$ ,  $\Theta_Q(B^S)$  is  $1 - \theta_1 B^S - \theta_2 B^{2S} - \dots - \theta_Q B^{QS}$ ,  $B$  adalah *Backward shift operator* ( $BY_t = Z_{t-1}$ ,  $B^2 Z_t = Z_{t-2}$  dan seterusnya),  $\alpha_t$  adalah nilai kesalahan pada waktu  $t$ , dan  $X_1, X_2, \dots, X_k$  adalah variabel exogen.

### 1.6 Metode *Exponential Smoothing Holt Winters*

Jika data runtun waktu mengandung pola tren, pola musiman, atau keduanya, metode rata-rata sederhana tidak dapat digunakan untuk menggambarkan pola data tersebut. Untuk melakukan peramalan pada data tersebut, dapat digunakan metode *smoothing*. *Smoothing* adalah proses mengambil rata-rata dari nilai-nilai dalam beberapa tahun untuk memperkirakan nilai pada tahun tertentu (Harahap & Darnius, 2022).

Ada beberapa metode dalam metode *exponential smoothing*, salah satunya yaitu *Holt-Winters*. Metode *Holt-Winters* adalah kombinasi antara metode *Holt* dan metode *Winters* yang digunakan untuk meramalkan data dengan komponen tren dan musiman. *Exponential smoothing Holt-Winters*, pada dasarnya, adalah metode *eksponensial smoothing* dengan tiga tingkat pembobotan. Dalam metode ini, terdapat tiga parameter pembobotan yang digunakan, yaitu  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ . Nilai  $\alpha$  digunakan sebagai parameter untuk menyaring keseluruhan data, sedangkan  $\beta$  digunakan untuk menyaring tren, dan  $\gamma$  digunakan untuk menyaring komponen musiman. Nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  berkisar antara 0 hingga 1, dan penentuan nilai-nilai ini didasarkan pada akurasi peramalan terbaik. Semakin kecil nilai akurasi peramalan, maka peramalan akan menjadi semakin baik. Metode *Holt-Winters* merupakan pengembangan dari metode perataan eksponensial sederhana. Metode *Holt-Winters* digunakan untuk menangani pola tren dan musiman dalam data deret

waktu, sehingga data yang umumnya tidak stasioner dapat diprediksi dengan metode ini dan menghasilkan kesalahan yang kecil.

Menurut Rosadi (2012) apabila data memiliki tren dan musiman, dapat digunakan metode penghalusan *Holt-Winters* (*Holt-Winters Exponential Smoothing*). Metode ini membutuhkan tiga parameter penghalusan, yaitu  $\alpha$  (untuk tingkat "level" dari proses),  $\beta$  (untuk penghalusan tren), dan  $\gamma$  (untuk komponen musiman). Makridakis, dkk (1999) menyatakan bahwa nilai-nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  tersebut harus dipilih sedemikian rupa sehingga menghasilkan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) yang minimal. Terdapat dua metode *Holt-Winters* yang tersedia, yaitu metode *Holt-Winters aditif* (penjumlahan) dan metode *Holt-Winters multiplikatif* (perkalian).

### 1.6.1 Metode *Holt-Winters Aditif*

Metode musiman aditif digunakan untuk mengatasi variasi musiman yang tetap. Artinya, pada metode musiman aditif, fluktuasi musiman dari data terlihat stabil, tidak tergantung kepada rata – rata dari data. Model ini cocok untuk memprediksi deret berkala (*time series*) di mana tinggi amplitudo pola musim tidak tergantung pada tingkat rata-rata atau ukuran data (Harahap & Darnius, 2022).

Menurut (Makridakis, dkk (1999) persamaan-persamaan yang digunakan dalam metode aditif, yaitu:

**Penghalusan level:**

$$S_t = \alpha(y_t - I_{t-L}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + B_{t-1}) \quad (1.3)$$

**Penghalusan trend:**

$$B_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)B_{t-1} \quad (1.4)$$

**Penghalusan Musiman:**

$$I_t = \gamma(Y_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (1.5)$$

**Ramalan  $m$  periode ke depan:**

$$F_{t+m} = (S_t + B_t m)I_{t-L+m} \quad (1.6)$$

Di mana  $I_t$  adalah Nilai perataan untuk pola musiman pada waktu  $t$ ,  $S_t$  adalah Nilai eksponensial smoothing pada waktu  $t$ ,  $X_t$  adalah Data pada waktu  $t$ ,  $\alpha$  adalah Konstanta perataan untuk data asli,  $0 < \alpha < 1$ ,  $\beta$  adalah Konstanta perataan untuk pola tren  $0 < \beta < 1$ ,  $\gamma$  adalah Konstanta perataan untuk pola musiman  $0 < \gamma < 1$ ,  $L$  adalah Periode/panjang musiman,  $B_t$  adalah Konstanta perataan musiman pada waktu  $t$ , adalah Jumlah periode ke depan yang akan diramalkan.

### 1.6.2 Metode *Holt-Winters Multiplikatif*

Metode penghalusan *eksponensial Holt-Winters multiplikatif* digunakan saat data asli menunjukkan fluktuasi musiman yang berbeda-beda. Metode *Holt-Winters multiplikatif* didasarkan pada tiga persamaan penghalusan, yaitu untuk unsur tingkat data, unsur tren, dan unsur musiman. Menurut Harahap & Darnius (2022) persamaan penghalusan dalam metode ini untuk metode perkalian diberikan sebagai berikut:

**Penghalusan level:**

$$S_t = \alpha \frac{X_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + B_{t-1}) \quad (1.7)$$

**Penghalusan tren:**

$$B_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)B_{t-1} \quad (1.8)$$

**Penghalusan Musiman:**

$$I_t = \gamma \frac{X_t}{S_t} + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (1.9)$$

Nilai  $S_0$  adalah nilai  $S_{t-1}$  untuk  $t=1$  didefinisikan oleh  $S_0 = S_L = \left(\frac{X_1+X_2+\dots+X_n}{n}\right)$  sedangkan nilai  $B_0 = B_L = \frac{1}{n} \left(\frac{X_{n+1}-X_1}{n} + \frac{X_{n+2}-X_2}{n} + \dots + \frac{X_{n+n}-X_n}{n}\right)$ . Nilai penghalusan musiman metode *multiplikatif* untuk  $t = 1, 2, \dots, t - L$  dapat dihitung menggunakan persamaan (1.10) sebagai berikut:

$$I_{t-L} = \frac{X_t}{S_L} \quad (1.10)$$

Di mana  $X_t$  adalah data pada waktu  $t$ ,  $S_t$  adalah eksponensial smoothing pada waktu  $t$ ,  $S_L$  adalah perataan level awal,  $B_t$  adalah perataan tren untuk periode  $t$ ,  $B_{t-1}$  adalah perataan tren untuk periode  $t-1$ ,  $B_L$  adalah perataan tren awal,  $\alpha$  adalah parameter eksponensial  $0 < \alpha < 1$ ,  $\beta$  adalah parameter komponen tren  $0 < \beta < 1$ ,  $\gamma$  adalah parameter musiman  $0 < \gamma < 1$ ,  $I_t$  adalah perataan musiman,  $I_{t-L}$  adalah perataan musiman untuk  $t = 1, 2, \dots, t-L$ , dan  $L$  adalah periode/panjang musiman ( $L = 3, 4, 6$  atau  $12$ ).

Menurut Rosadi (2012) nilai peramalan pada waktu ke- $t$  untuk metode *multiplikatif* diberikan oleh persamaan:

$$F_t = (S_t + B_t)I_{t-L} \quad (1.11)$$

Sedangkan nilai peramalan  $m$  periode ke depan dengan nilai awal pada waktu ke- $t$  untuk metode *multiplikatif* diberikan persamaan:

$$F_{t+m} = (S_t + B_{t+m})I_{t-L+m} \quad (1.12)$$

Di mana  $F_t$  adalah nilai ramalan pada periode  $t$ ,  $F_{t+m}$  adalah nilai ramalan  $m$  periode ke depan, dan  $m$  adalah periode ramalan ke depan.

### 1.6.3 Proses Inisialisasi

Proses inisialisasi adalah penentuan nilai awal dari suatu prakiraan pada metode exponential smoothing holt – winters. Menurut Rosadi (2012) rumus untuk penentuan nilai awal pada smoothing level sebagai berikut:

$$S_l = \frac{1}{l} (y_1 + y_2 + \dots + y_l) \quad (1.13)$$

Dan rumus untuk penentuan nilai awal smoothing pola trend adalah sebagai berikut:

$$B_l = \frac{1}{l} (S_{2l} - S_l) \quad (1.14)$$

Dan rumus untuk penentuan nilai awal pada smoothing pola musiman model Aditif adalah sebagai berikut:

$$y_k = (I_k + S_l) \quad (1.15)$$

Dan rumus untuk penentuan nilai awal pada smoothing pola musiman model Multiplikatif adalah sebagai berikut:

$$y_k = (I_k S_l) \quad (1.16)$$

Dalam konteks ini,  $B_l$  mewakili nilai awal level perataan pola tren, sementara  $I_k$  menunjukkan nilai awal perataan pola musiman untuk setiap musim (dimana  $k = 1, 2, \dots, l$ ). Di sini,  $l$  mengindikasikan panjang musiman, biasanya mengambil nilai seperti 3, 4, 6, or 12. Selain itu,  $y_t$  merujuk pada data yang sesuai dengan observasi ke- $t$ , dan  $S_l$  mewakili level perataan awal.

### 1.7 Pengukuran Tingkat Akurasi

Validasi metode peramalan memiliki peranan yang sangat penting dalam mengukur akurasi peramalan. Ketepatan hasil peramalan dapat dihitung dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). *Mean Absolute Percentage Error* digunakan sebagai metode pengukuran akurasi dengan menghitung persentase kesalahan absolut dalam peramalan terhadap data aktual. Menurut Margi & Pendawa (2015) nilai MAPE dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100 \quad (1.17)$$

Di mana  $Y_t$  adalah Data aktual pada periode  $t$ ,  $\hat{Y}_t$  adalah Data peramalan pada periode  $t$ , dan  $n$  adalah Jumlah periode.

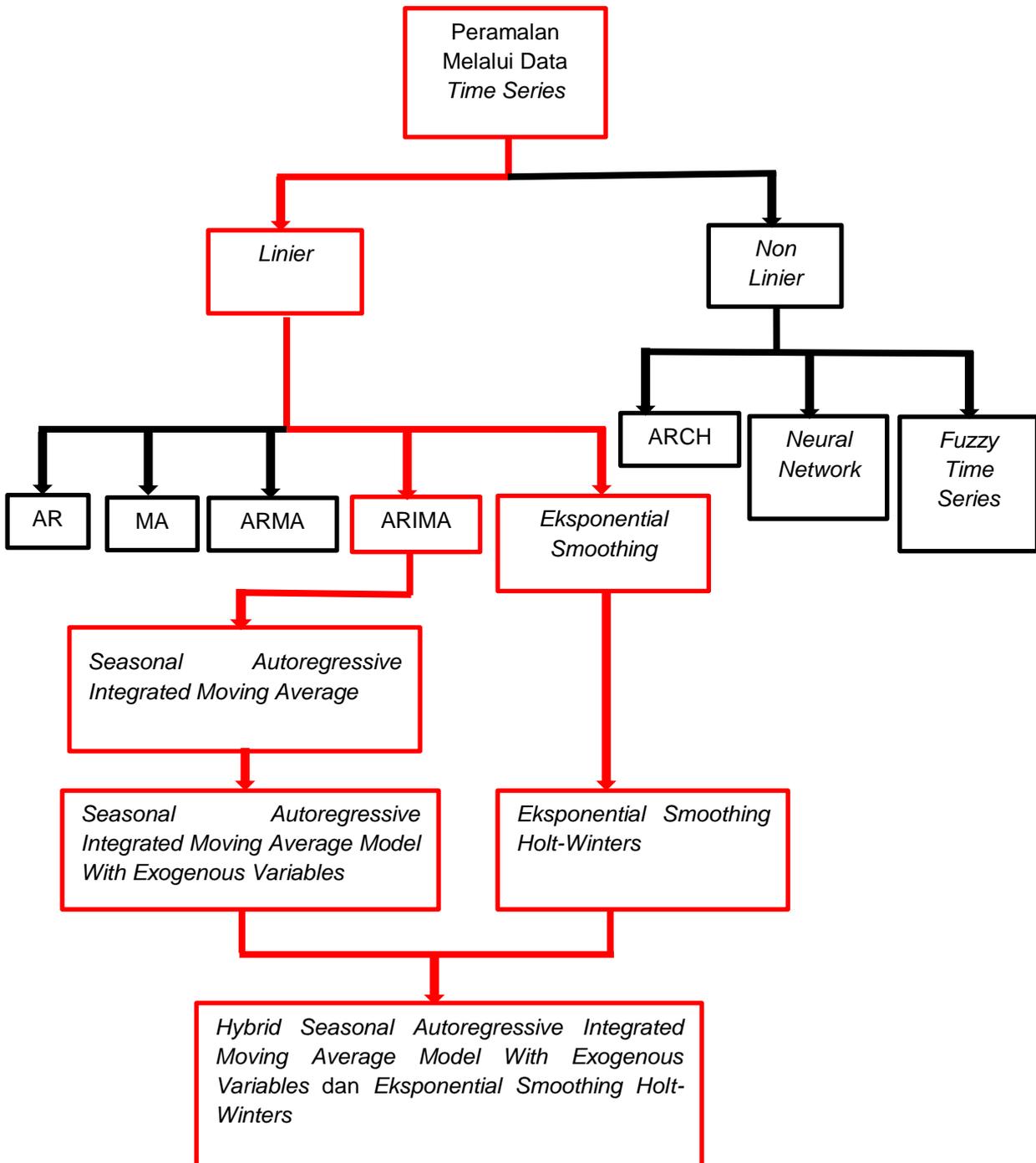
Tabel 1.1 Signifikasi Nilai MAPE

Sumber : (Chen, 2010)

MAPE	Signification
< 10%	Sangat Baik
10-20%	Baik
20-50%	Cukup
>50%	Kurang Baik

Pada tabel 1.1 terdapat signifikasi nilai MAPE yang berguna dalam menentukan apakah metode yang digunakan sudah baik atau tidak.

### 1.9 Kerangka Konseptual



Gambar 1.1 Kerangka Konseptual

## BAB II

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 2.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data inflasi bulanan kota Makassar dan data indeks harga konsumen bulanan kota Makassar dengan panjang periode pencatatan 120 bulan, dimulai pada Januari 2014 hingga Desember 2023. Data tersebut berasal dari *website* Badan Pusat Statistik (BPS) provinsi Sulawesi Selatan.

#### 2.2 Variabel Penelitian

Variabel dalam penelitian ini terdiri dari variabel dependen dan independen (eksogen). Dimana variabel dependen yaitu data inflasi bulanan kota Makassar dan variabel independen (eksogen) yaitu data indeks harga konsumen bulanan kota Makassar. Variabel Independen (eksogen) terdiri atas variabel waktu (time) dan variabel indeks harga konsumen. Variabel waktu mengukur periode waktu atau interval waktu yang digunakan untuk menganalisis indeks harga konsumen. Variabel waktu dalam penelitian ini diukur dalam satuan bulan. Sementara itu variabel indeks harga konsumen merupakan variabel yang mengukur tingkat perubahan harga rata-rata dari sekelompok barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga dalam suatu wilayah atau negara tertentu. Indeks harga konsumen memiliki peran penting sebagai indikator dalam memantau inflasi atau deflasi ekonomi, serta untuk menganalisis perubahan daya beli konsumen dan stabilitas harga dalam periode waktu tertentu.

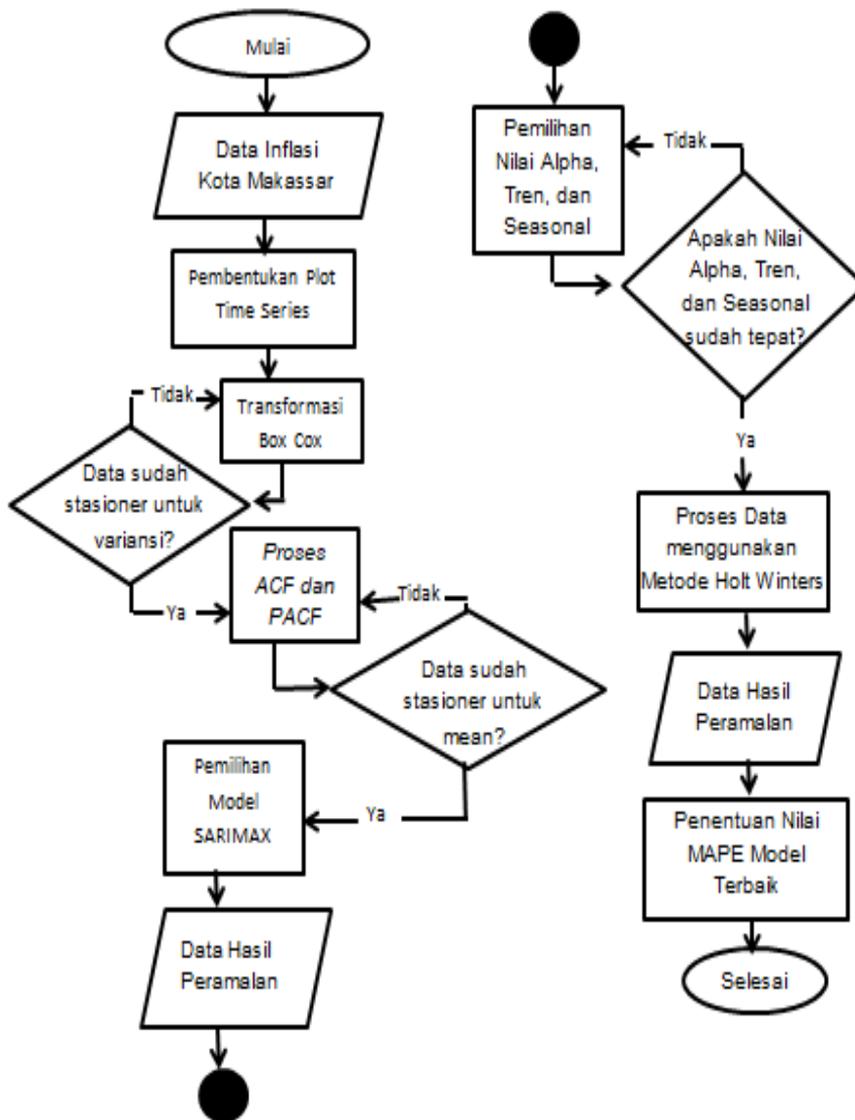
#### 2.3 Analisis Data

Tahapan analisis data yang digunakan untuk mencapai tujuan penelitian ini sebagai berikut:

1. Masukan data yang akan dilakukan peramalan
2. Transformasi Box-Cox
3. Lakukan Proses ACF dan PACF untuk melihat data yang telah stasioner dan belum stasioner
4. Melakukan peramalan dengan metode SARIMAX
5. Lakukan pengukuran tingkat kesalahan pada masing-masing model SARIMAX
6. SARIMAX yang mempunyai nilai error terkecil akan digunakan dalam melakukan peramalan dengan metode SARIMAX
7. Memperoleh Hasil Peramalan SARIMAX
8. Memasukan data Residual dari Hasil peramalan SARIMAX
9. Melakukan pemilihan nilai alpha, trend dan seasonal yang paling tepat
10. Melakukan peramalan dengan metode Holt Winters
11. Lakukan Pengukuran dari hasil peramalan

## 2.4 Diagram Alir

Diagram alir dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:



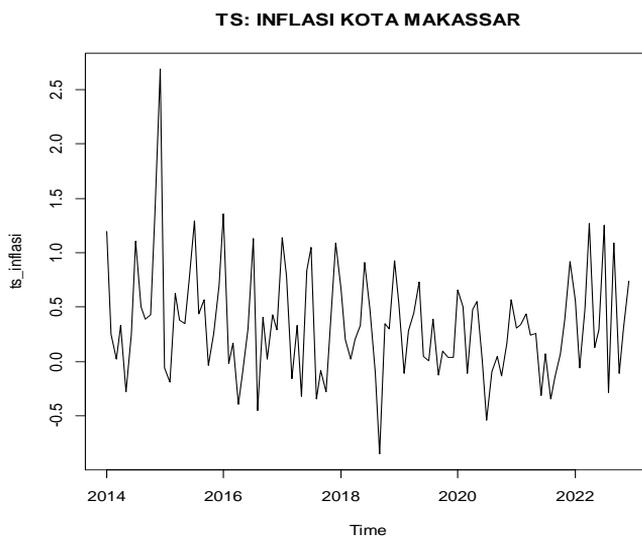
**Gambar 2.1** Diagram Alir Langkah Penelitian Metode Hybrid *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* -Metode *Exponential Smoothing Holt Winters*.

## BAB III

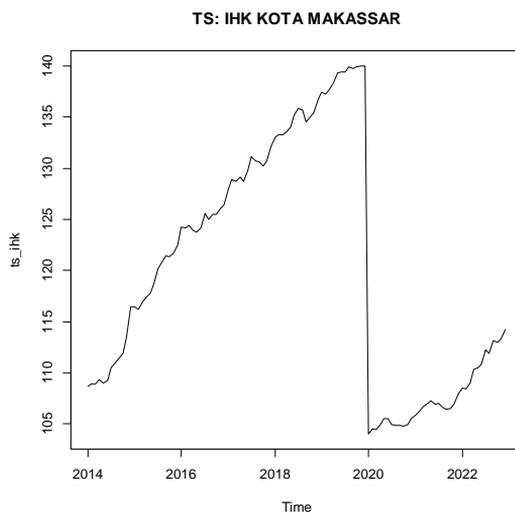
### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa data bulanan inflasi dan indeks harga konsumen di kota Makassar, Sulawesi Selatan periode Januari 2014 - Desember 2023. Pada bulan Januari 2014 – Desember 2022 merupakan data training sedangkan bulan Januari 2023 – Desember 2023 merupakan data testing.



Gambar 4.1 Plot Time series Data Inflasi Kota Makassar



Gambar 4.2 Plot Time series Data IHK Kota Makassar

### 3.1.1 Data Inflasi

Tabel 4.1 Statistik deskriptif data Inflasi Kota Makassar

Variabel	Nilai	Nilai	Rata-rata	Standar Deviasi
	Minimum	Maksimum		
Inflasi Kota Makassar	-0.8500	2.6900	0.3403	0.5107

### 3.1.2 Data Indeks Harga Konsumen

Tabel 4.2 Statistik deskriptif data IHK Kota Makassar

Variabel	Nilai	Nilai	Rata-rata	Standar Deviasi
	Minimum	Maksimum		
IHK Kota Makassar	104.0	140.0	120.2	11.9852

## 3.2 Pemeriksaan Kestasioneran Data

Pemeriksaan dilakukan dengan membuat plot time series, dari plot time series ini dapat diselidiki apakah data sudah stasioner atau tidak stasioner. Pada gambar 4.1 menunjukkan bahwa data inflasi belum stasioner terhadap ragam namun sudah stasioner terhadap rata-rata sehingga perlu dilakukan transformasi untuk menstabilkan variansi data. Pada gambar 4.2 menunjukkan bahwa data IHK sudah stasioner terhadap ragam namun belum stasioner terhadap rata-rata sehingga perlu dilakukan differencing untuk menstabilkan rata-rata data.

Variabel endogen dalam penelitian ini dinotasikan dengan simbol  $Z_{i,t}$  yang menyatakan inflasi pada lokasi ke- $i$  dengan  $i = 1,2,3,4,5$ , dan waktu ke- $t$ . Sedangkan variabel eksogen dengan skala metrik yaitu IHK disimbolkan dengan  $X_{i,t}$ .

### 3.2.1 Stasioneritas Terhadap Ragam

Hasil pengujian data Inflasi dan IHK menggunakan software R Studio disajikan pada tabel 3 dan tabel 4 berikut.

Tabel 4.3 Hasil analisis Box-Cox untuk data Inflasi

Variabel	$\lambda$	Transformasi ( $Z_i$ )*		Kesimpulan
		Bentuk Transformasi	$\lambda$	
Inflasi ( $Z_1$ )	-0.0218	$(Z_1)^{-0.0218}$	1	Stasioner

Berdasarkan tabel di atas, diketahui bahwa data awal tidak stasioner terhadap ragam sehingga harus dilakukan transformasi agar seluruh data menjadi stasioner. Selanjutnya, hasil analisis untuk data IHK diberikan pada tabel berikut.

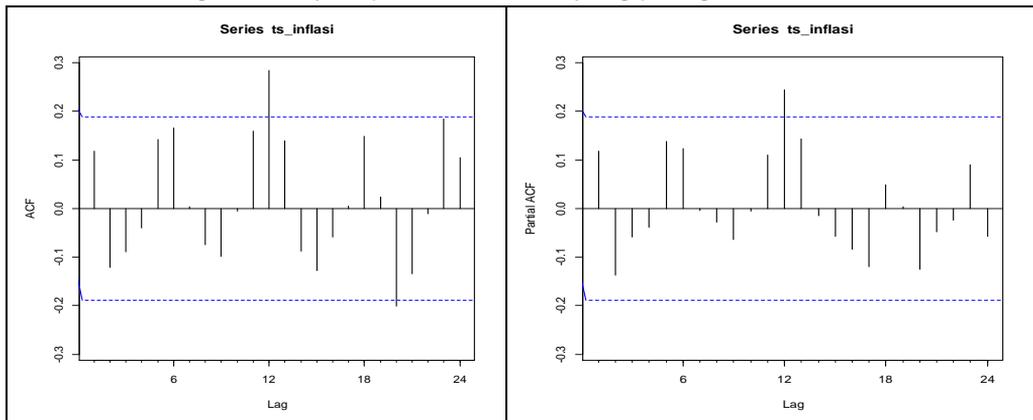
Tabel 4.4 Hasil analisis Box-Cox untuk data IHK

Variabel	$\lambda$	Kesimpulan
IHK ( $X_1$ )	1	Stasioner

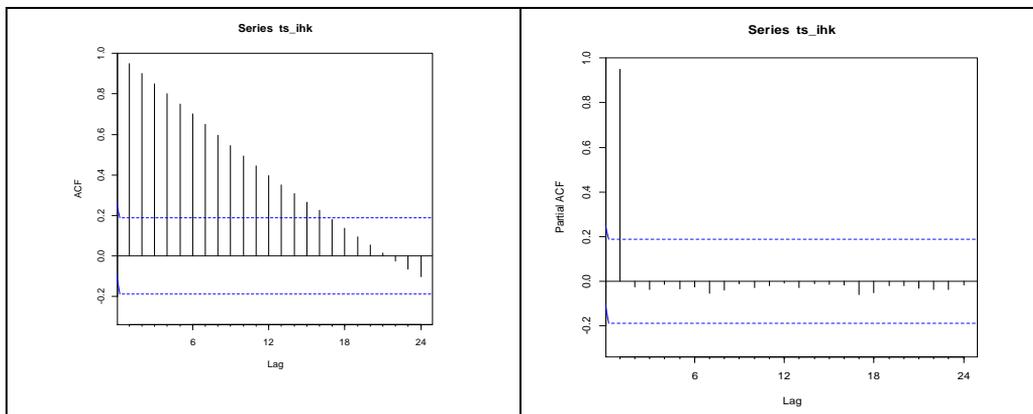
Berdasarkan tabel di atas, diketahui bahwa data awal telah stasioner terhadap ragam sehingga tidak perlu dilakukan transformasi karena seluruh data telah menjadi stasioner terhadap ragam.

### 3.2.2 Stasioneritas Terhadap Rata-Rata

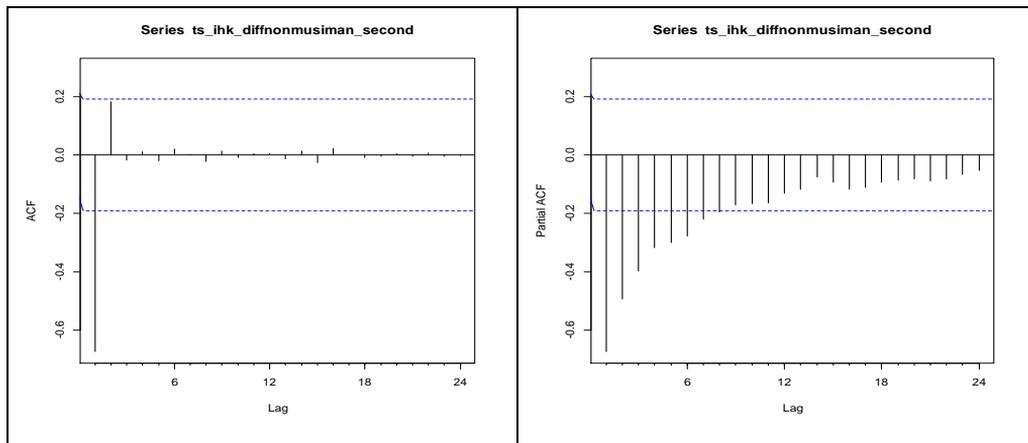
Langkah selanjutnya setelah visualisasi data asli adalah melakukan proses stasioneritas agar nantinya diperoleh estimasi yang paling relevan.



Gambar 4.3 Plot ACF dan PACF data Inflasi Kota Makassar



Gambar 4.4 Plot ACF dan PACF data IHK Kota Makassar



Gambar 4.5 Plot ACF dan PACF data IHK Kota Makassar Setelah Differensiasi

Pada gambar 4.3 plot ACF dan PACF data Inflasi Kota Makassar menunjukkan bahwa plot ACF dan PACF menggambarkan plot yang tidak menurun lambat secara eksponensial dan dipastikan bahwa data sudah stasioner. Pada gambar 4.4 plot ACF dan PACF data IHK Kota Makassar menunjukkan bahwa plot ACF menggambarkan plot yang menurun lambat secara eksponensial yang dapat dipastikan bahwa data belum stasioner. Sedangkan pada gambar 4.5 plot ACF dan PACF data IHK Kota Makassar setelah differensiasi menunjukkan bahwa plot ACF menggambarkan plot yang tidak menurun lambat secara eksponensial lagi dan dipastikan bahwa data sudah stasioner. Atau pengujian stasioneritas terhadap rata-rata dilakukan dengan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil uji ADF data Inflasi dan data IHK disajikan pada tabel berikut.

Tabel 4.5 Uji ADF data Inflasi

Variabel	Dickey-Fuller	p-value	Alternative Hypothesis
Makassar ( $Z_1$ )	-4.5677	0.01	Stasioner

Berdasarkan tabel 4.5 di atas, dapat disimpulkan bahwa data inflasi kota Makassar stasioner dalam rata-rata. Sementara itu hasil pengujian untuk data IHK, diketahui bahwa data tidak stasioner terhadap rata-rata sehingga perlu dilakukan differencing.

Tabel 4.6 Uji ADF data IHK differencing 2

Variabel	Dickey-Fuller	p-value	Alternative Hypothesis
Makassar ( $X_1$ )	-9.7027	0.01	Stasioner

Setelah dilakukan differensiasi yang ke 2, dapat disimpulkan bahwa pada tabel 4.6 telah diperoleh nilai p-value 0.01 yang menunjukkan nilai lebih kecil dari taraf signifikan 0.05. Berdasarkan hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner.

### 3.3. Peramalan Menggunakan Metode SARIMAX

#### 3.3.1 Identifikasi Model

Berdasarkan gambar 4.3, 4.4 dan 4.5 terdapat beberapa model sementara yang teridentifikasi. Dapat dilihat bahwa beberapa kriteria yang terpenuhi, yakni:

- Jika ACF terpotong (cut off) setelah lag 1, lag musiman tidak signifikan dan PACF menurun seiring bertambahnya lag (dies down) maka diperoleh model non seasonal MA ( $q=1$ ).
- Jika ACF terpotong (cut off) setelah lag musiman S atau lag musiman 2S, lag non-musiman tidak signifikan dan PACF menurun seiring bertambahnya lag (dies down) maka diperoleh model seasonal MA ( $Q = 1$  atau 2).
- Jika ACF menurun perlahan seiring bertambahnya lag (dies down) dan PACF terpotong (cut off) setelah lag 1 atau lag 2, lag musiman tidak signifikan, maka diperoleh model non-seasonal AR ( $p = 1$  atau 2).
- Jika ACF menurun perlahan seiring bertambahnya lag (dies down) dan PACF terpotong (cut off) setelah lag musiman S atau lag musiman 2S, lag non-musiman tidak signifikan, maka diperoleh model seasonal AR ( $P = 1$  atau 2).

#### 3.3.2 Identifikasi Model SARIMA dari Variabel Inflasi

Berdasarkan hasil plot data pada Gambar 4.3, terlihat bahwa pada lag ke 12 keluar dari selang kepercayaan atau batas signifikan autokorelasi. Diperoleh nilai korelasi pada lag ke 12 sebesar 0,7038. Dikatakan data telah stasioner dalam rata-rata non musiman apabila pada plot ACF menunjukkan lag tidak melewati batas signifikan autokorelasi dan korelogram menurun dengan cepat seiring dengan meningkatnya k. Dan dikatakan data telah stasioner dalam rata-rata musiman apabila pada plot ACF menunjukkan lag yang berpola musiman dan berulang setiap 12 bulan tidak melewati batas signifikan autokorelasi dan korelogram menurun dengan cepat seiring dengan meningkatnya k.

Pada Gambar 4.3 plot ACF dan PACF dapat diketahui bahwa Plot ACF diidentifikasi tidak cut off pada lag ke-1 dan lag ke-2, sehingga diperoleh  $q=0$  dalam penentuan MA non musimannya dan orde Q musimannya diperoleh  $Q=1$  karena cut off pada lag ke-12. Pada plot PACF dapat diidentifikasi nilai orde  $p=0$  karena pada plot PACF tidak cut off pada lag ke-1 dan lag ke-2 dan orde P musimannya yang didapat adalah  $P=1$  karena cut off pada lag ke-12. Sedangkan nilai orde untuk differencing adalah  $d=0$  untuk non musiman dan  $D=0$  untuk nilai musimannya.

Pada hasil identifikasi menunjukkan beberapa model Seasonal ARIMA (SARIMA) yang dapat terbentuk. Berdasarkan kriteria yang terpenuhi maka dapat diperoleh beberapa model untuk data inflasi yang dinyatakan dalam notasi model SARIMA  $(p, d, q)(P, D, Q)^{12}$  dimana  $(p, d, q)$  yaitu orde AR, differencing, dan MA non-musiman,  $(P, D, Q)$  yaitu orde AR, differencing, dan MA musiman, dan s merupakan jumlah periode per musim. Maka diperoleh kandidat model SARIMA yang mungkin adalah SARIMA  $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$ , SARIMA  $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$ , SARIMA  $(0,0,1)(1,0,1)^{12}$ , SARIMA  $(0,0,1)(0,0,2)^{12}$ , SARIMA  $(0,0,1)(1,0,0)^{12}$ , SARIMA  $(0,0,0)(0,0,1)^{12}$ , SARIMA  $(0,0,0)(1,0,1)^{12}$ , SARIMA  $(0,0,0)(0,0,2)^{12}$ , SARIMA

$(0,0,0)(1,0,0)^{12}$ , SARIMA  $(1,0,0)(0,0,1)^{12}$ , SARIMA  $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$ . Namun, tidak menutup kemungkinan terdapat model SARIMA lain yang terbentuk.

Untuk mengetahui model terbaik tersebut merupakan model dugaan terbaik, maka perlu dilakukan pengujian hipotesis terhadap model dugaan tersebut.

$H_0 : \theta = 0$ , Parameter tidak signifikan

$H_1 : \theta \neq 0$ , Parameter signifikan

Dengan kriteria uji tolak  $H_0$  apabila  $|t_{hitung}| > t_{tabel}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$  dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 0,05 yang artinya parameter signifikan. Hasil penaksiran parameter dari model dugaan awal dapat dilihat pada tabel 4.7 berikut.

Tabel 4.7 Estimasi dan Pengujian Parameter Model SARIMA

Model	Peubah	Estimate	p-value	Keterangan
SARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$	AR (1)	0.0556	0.5750	Tidak
	SAR(1)	0.4038	0.0001	Signifikan
SARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	MA (1)	0.0981	0.3602	Tidak
	SMA(1)	0.4757	0.0001	Signifikan
SARIMA $(0,0,1)(1,0,1)^{12}$	MA (1)	0.1016	0.3655	Tidak
	SAR(1)	-0.0328	0.9177	Signifikan
	SMA(1)	0.5054	0.0997	
SARIMA $(0,0,1)(0,0,2)^{12}$	MA (1)	0.0999	0.3638	Tidak
	SMA(1)	0.4742	0.0001	Signifikan
	SMA(2)	-0.0080	0.9430	
SARIMA $(0,0,1)(1,0,0)^{12}$	MA (1)	0.0698	0.5266	Tidak
	SAR(1)	0.4008	0.0001	Signifikan
SARIMA $(0,0,0)(0,0,1)^{12}$	SMA(1)	0.4790	0.0000	Signifikan
SARIMA $(0,0,0)(1,0,1)^{12}$	SAR(1)	0.0578	0.8663	Tidak
	SMA(1)	0.4255	0.2284	Signifikan
SARIMA $(0,0,0)(0,0,2)^{12}$	SAR(1)	0.9956	0.0000	Signifikan
	SMA(1)	-0.5605	0.0049	
	SMA(2)	-0.3969	0.0107	
SARIMA $(0,0,0)(1,0,0)^{12}$	SAR(1)	0.4138	0.0000	Signifikan
SARIMA $(1,0,0)(0,0,1)^{12}$	AR(1)	0.0803	0.4151	Tidak
	SMA(1)	0.4772	0.0001	Signifikan
SARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$	AR(1)	-0.5689	0.5620	Tidak
	MA(1)	0.6611	0.4620	Signifikan
	SMA(1)	0.4698	0.0002	

Berdasarkan Tabel 4.7 dapat dilihat bahwa parameter dari 11 Model SARIMA telah signifikan dan dengan kriteria uji tolak  $H_0$ . Selanjutnya Uji independensi residual, autokorelasi dilakukan Uji *white noise* dengan melihat  $p - value > \alpha$  dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 0,05 pada *Ljung-Box*. model dianggap memenuhi ketika residu menunjukkan sifat *white noise* (tidak ada pola atau

ketergantungan serial yang signifikan) dan tidak ada autokorelasi yang signifikan pada lag-lag musiman, dimana autokorelasi menandakan bahwa model belum berhasil menangkap semua pola dalam data, dan masih ada informasi yang tersisa. Rumusan hipotesis yang digunakan yaitu:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_n = 0$ , Data *white noise* (tidak ada autokorelasi pada semua lag)  
 $H_1 : \rho_k \neq 0$  untuk  $k=1,2,\dots,n$  Data bukan *white noise* (ada autokorelasi pada satu atau lebih lag)

Dengan kriteria keputusan yang digunakan yaitu gagal tolak  $H_0$  jika  $p - value > \alpha$  dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 0,05. Hasil yang didapatkan dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Uji Independensi Residual

Model	Lag ke	<i>p-value</i> <i>Ljung-Box</i>	Kesimpulan
SARIMA (0,0,0)(0,0,1) <sup>12</sup>	12	0,7038	<i>White Noise</i>
	24	0.5601	
	36	0.9154	
SARIMA (0,0,0)(0,0,2) <sup>12</sup>	12	0.6927	<i>White Noise</i>
	24	0.8031	
	36	0.9877	
SARIMA (0,0,0)(1,0,0) <sup>12</sup>	12	0.8026	<i>White Noise</i>
	24	0.8501	
	36	0.9721	

Berdasarkan Tabel 4.8 dapat dilihat bahwa dari 11 Model SARIMA terdapat 3 Model SARIMA dengan lag 12, 24, dan 36 yang memiliki  $p - value > 0,05$  sehingga dapat di simpulkan 3 Model SARIMA yang terbaik telah memenuhi atau gagal tolak  $H_0$ . Setelah melakukan pengujian independensi residual, selanjutnya adalah melakukan pengujian kenormalan residual 3 Model SARIMA dengan melihat nilai  $p - value$ , dimana rumusan hipotesis yang digunakan yaitu:

$H_0$  : residual berdistribusi normal

$H_0$  : residual tidak berdistribusi normal

Dengan kreteria keputusan yang digunakan yaitu gagal tolak  $H_0$  jika  $p - value > \alpha$  dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 0,05. Kenormalan residual diuji dengan menggunakan statistik uji *Kolmogorov-Smirnov*. Hasil 3 Model SARIMA yang didapatkan dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Uji Normalitas Residual

Model ARIMA	<i>p-value</i>	Keputusan
SARIMA (0,0,0)(0,0,1) <sup>12</sup>	0.5605	Residual berdistribusi normal
SARIMA (0,0,0)(0,0,2) <sup>12</sup>	0.5379	Residual berdistribusi normal
SARIMA (0,0,0)(1,0,0) <sup>12</sup>	0.7230	Residual berdistribusi normal

Berdasarkan Tabel 4.9 diketahui bahwa 3 Model SARIMA yang signifikan memiliki residual yang berdistribusi normal sehingga 3 Model Seasonal ARIMA cukup layak digunakan untuk memprediksi laju inflasi Kota Makassar.

Untuk memilih Model SARIMA terbaik dapat dilakukan uji *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil dan untuk mengukur seberapa baik model memprediksi nilai yang diamati dalam data dapat dilakukan uji *Root Mean Square Error* (RMSE) terkecil.

Tabel 4.10 *Akaike Information Criterion* dan *Root Mean Square Error*

MODEL	AIC	RMSE
<b>SARIMA (0,0,0)(0,0,1)[12]</b>	<b>152.11</b>	<b>0.4690</b>
SARIMA (0,0,0)(0,0,2)[12]	153.48	0.4691
SARIMA (0,0,0)(1,0,0)[12]	152.61	0.4720

Tabel 4.10 menunjukkan bahwa Model SARIMA SARIMA (0,0,0)(0,0,1)[12] adalah model terbaik karena memperoleh nilai AIC terkecil dan RMSE terkecil, sehingga terpilih untuk digunakan pada proses selanjutnya.

### 3.3.3 Penaksiran Parameter Model SARIMAX

Untuk mengetahui model terbaik tersebut merupakan model dugaan terbaik, maka perlu dilakukan pengujian hipotesis terhadap model dugaan tersebut.

$H_0 : \theta = 0$ , Parameter tidak signifikan

$H_1 : \theta \neq 0$ , Parameter signifikan

Dengan kriteria uji tolak  $H_0$  apabila  $|t_{hitung}| > t_{tabel}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$  dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 0,05 yang artinya parameter signifikan. Hasil penaksiran parameter dari model dugaan awal dapat dilihat pada tabel 4.11.

Tabel 4.11. Penaksiran Parameter Model SARIMAX peubah X

Model	Peubah	Estimate	Standar Error	t-value	p-value
SARIMAX (0,0,0)(0,0,1) <sup>12</sup> with IHK	SMA (1)	0.4716	0.1172	4.0240	0.0000
	IHK	0.0048	0.0046	1.0413	0.0297

### 3.3.4 Uji Autokorelasi Sisaan SARIMAX

Berdasarkan Tabel 4.11 dapat dilihat bahwa parameter dari Model SARIMAX telah signifikan dan dengan kriteria uji tolak  $H_0$ . Selanjutnya Uji independensi residual, autokorelasi dilakukan Uji white noise dengan melihat  $p\text{-value} > \alpha$  dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 0,05 pada Ljung-Box. model dianggap memenuhi ketika residu menunjukkan sifat white noise (tidak ada pola atau ketergantungan serial yang signifikan) dan tidak ada autokorelasi yang signifikan pada lag-lag musiman, dimana autokorelasi menandakan bahwa model belum berhasil menangkap semua pola dalam data, dan masih ada informasi yang tersisa. Rumusan hipotesis yang digunakan yaitu:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_n = 0$ , Data white noise (tidak ada autokorelasi pada semua lag)

$H_1 : \rho_k \neq 0$  untuk  $k=1,2,\dots,n$  Data bukan white noise (ada autokorelasi pada satu atau lebih lag).

Tabel 4.12 Uji Autokorelasi Sisaan SARIMAX

Indikator	Hasil
$x - squared$	8.3729
$p - value$	0.6796

Dengan kriteria keputusan yang digunakan yaitu gagal tolak  $H_0$  jika  $p - value > \alpha$  dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 0,05. Berdasarkan Tabel 4.12 dapat dilihat bahwa dari model SARIMAX dengan lag 12, 24, 36, dan 48 yang memiliki  $p - value > 0,05$  sehingga dapat di simpulkan model SARIMAX yang terbaik telah memenuhi atau gagal tolak  $H_0$ .

### 3.3.5 Uji Normalitas Residual

Pengujian kenormalan residual model SARIMAX dengan melihat nilai  $p - value$ , dimana rumusan hipotesis yang digunakan yaitu:

$H_0$  : residual berdistribusi normal

$H_0$  : residual tidak berdistribusi normal

Dengan kriteria keputusan yang digunakan yaitu gagal tolak  $H_0$  jika  $p - value > \alpha$  dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 0,05. Kenormalan residual diuji dengan menggunakan statistik uji Kolmogorov-Smirnov. Hasil Model SARIMAX yang didapatkan dapat dilihat pada Table 13.

Tabel 4.13 Uji Normalitas Residual

Model	$P - value$	Keputusan
SARIMAX (0,0,0)(0,0,1) <sup>12</sup> with IHK	0.4875	Residual berdistribusi normal

Berdasarkan Tabel 4.13 diketahui bahwa Model SARIMAX yang signifikan memiliki residual yang berdistribusi normal sehingga model Seasonal ARIMAX cukup layak digunakan untuk memprediksi laju inflasi Kota Makassar. Untuk melihat Model SARIMAX terbaik tersebut dapat dilakukan uji *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil dan untuk mengukur seberapa baik model memprediksi nilai yang diamati dalam data dapat dilakukan uji *Root Mean Square Error* (RMSE) terkecil. Serta ketepatan hasil peramalan dapat dihitung dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Tabel 4.14 AIC, RMSE dan MAPE

MODEL	AIC	RMSE	MAPE
SARIMAX (0,0,0)(0,0,1) <sup>12</sup> with IHK	151.02	0.4669	2.15%

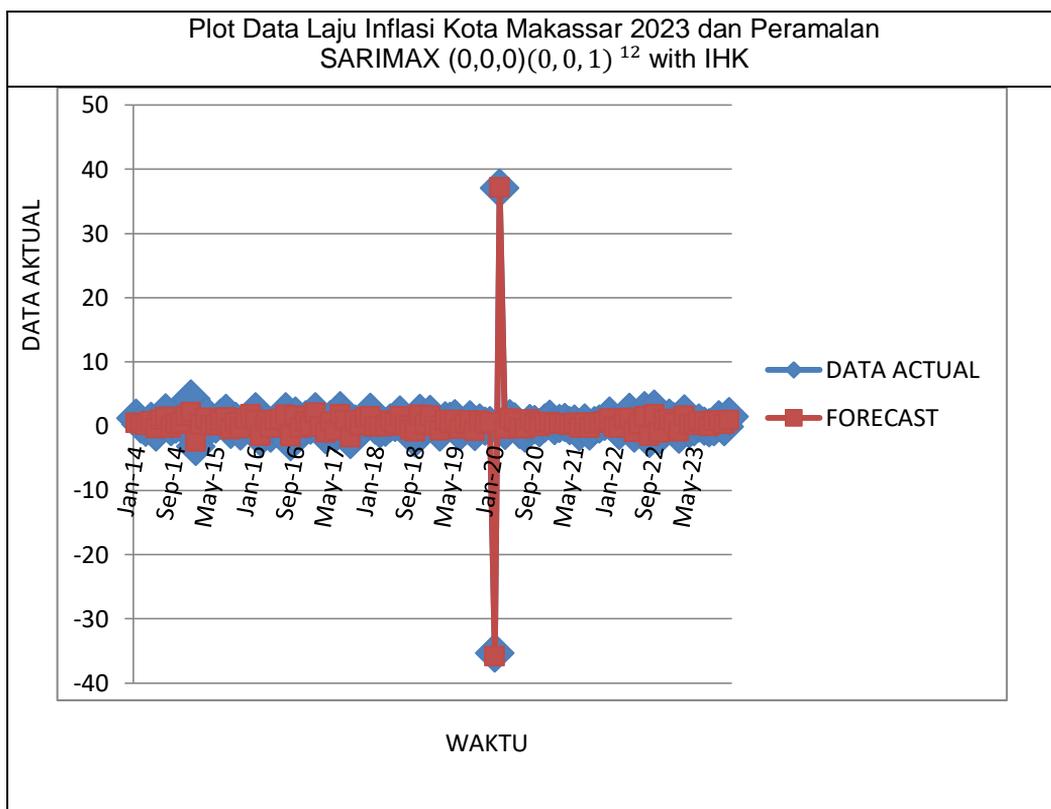
Berdasarkan Tabel 4.14 dapat diketahui bahwa Model SARIMAX (0,0,0)(0,0,1)<sup>12</sup> with IHK adalah model terbaik karena memperoleh nilai AIC terkecil dan RMSE terkecil, sehingga terpilih untuk digunakan pada proses selanjutnya. Untuk persamaan Model SARIMAX (0,0,0)(0,0,1)<sup>12</sup> with IHK adalah  $\phi_P(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\alpha_t + \alpha_1 X_{1,t} + \alpha_2 X_{2,t} + \dots + \alpha_k X_{k,t}$

$$Z_t = \Theta_Q(B^S)\alpha_t + \alpha_1 X_{1,t}$$

$$Z_t = (1 - \theta_1 B^S)\alpha_t + \alpha_1 X_{1,t}$$

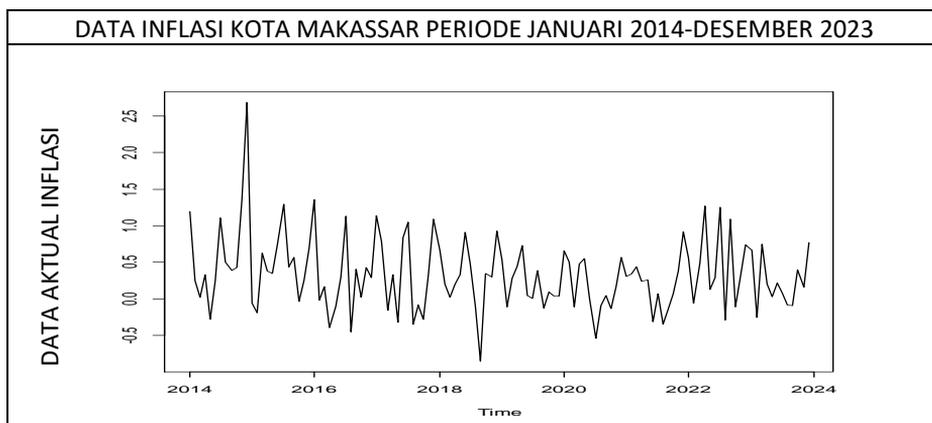
$$Z_t = \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} + \alpha_1 X_{1,t}$$

$$Z_t = \alpha_t - 0.4716760 + 0.0048425 X_{IHK}$$



**Gambar 4.6** Plot Data Laju Inflasi Kota Makassar 2023 dan Peramalan SARIMAX (0,0,0)(0,0,1)<sup>12</sup>

### 3.4. Peramalan Menggunakan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*

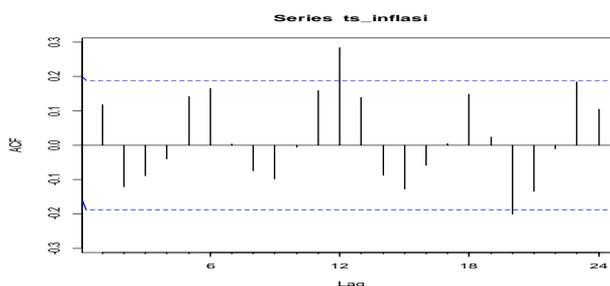


Gambar 4.7 Plot Data Inflasi Kota Makassar

Dari Gambar 4.7 di atas, dapat diidentifikasi memiliki pola musiman, dimana data yang tersaji dalam bulanan cenderung bergerak naik dan turun dalam satu tahun dan berulang pada tahun selanjutnya. Sehingga data inflasi kota Makassar dapat dikategorikan sebagai data yang memiliki pola musiman yang jelas.

#### 3.4.1 Pola Musiman untuk Data Inflasi Kota Makassar

Suatu data dapat menggunakan metode *Exponential Smoothing Holt Winters*, maka data tersebut harus memiliki pola musiman. Berdasarkan Gambar 4.7 dapat disimpulkan, bahwa data inflasi kota Makassar terdapat pola musiman. Karena terlihat pada grafik mengalami pengulangan, yaitu mengalami kenaikan pada bulan Desember dan selalu mengalami penurunan pada bulan Januari. Untuk meyakinkan bahwa grafik tersebut terdapat pola musiman maka dilakukan pengujian pola musiman dengan *Autocorrelation Function (ACF)*.



Gambar 4.8 Plot ACF data Inflasi Kota Makassar

Bersarkan Gambar 4.8 menunjukkan bahwa tidak signifikan pada lag 1, lag 2, lag 3, lag 4, lag 5, lag 6, lag 7, lag 8, lag 9, lag 10, lag 11. Kemudian signifikan pada lag 12. Pada lag 13, lag 14, lag 15, lag 16, lag 17 kembali tidak signifikan. Kemudian kembali signifikan pada lag 18. Pada lag 19, lag 20, lag 21, lag 22, lag 23 dan lag 24 tidak signifikan. Terdapat efek musiman pada plot ACF di periode 12.

### 3.4.2 Penentuan Nilai Awal untuk Data Inflasi Kota Makassar

Setelah asumsi – asumsi dari *Exponential Smoothing Holt Winters* terpenuhi, selanjutnya melakukan alur berikutnya yaitu menentukan nilai awal taksiran pemulusan. Nilai awal taksiran pemulusan ini memuat nilai awal pemulusan pada eksponensial, kecenderungan dan juga pada musiman untuk data inflasi kota Makassar.

1. Nilai awal smoothing level untuk data inflasi kota Makassar.

Dalam penghitungan nilai awal smoothing level digunakan rumus (1.13)

$$\begin{aligned} S_l &= \frac{1}{l} (y_1 + y_2 + \dots + y_l) \\ S_{12} &= \frac{1}{12} (1.2 + 0.25 + \dots + 2.69) \\ &= \frac{1}{12} (8.25) \\ &= 0.6875 \end{aligned}$$

Maka diperoleh nilai awal smoothing level adalah  $S_{12} = 0.6875$

2. Nilai awal smoothing kecenderungan untuk data inflasi kota Makassar

Dalam penghitungan nilai awal smoothing kecenderungan digunakan rumus (1.14)

$$\begin{aligned} B_l &= \frac{1}{l} (S_{2l} - S_l) \\ B_{12} &= \frac{1}{12} (S_{24} - S_{12}) \\ &= \frac{1}{12} (13.34 - 0.6875) \\ &= \frac{1}{12} (12.6525) \\ &= 1.0544 \end{aligned}$$

3. Nilai awal smoothing musiman untuk data inflasi kota Makassar.

- a. Musiman Model Aditif untuk data inflasi kota Makassar.

Dalam penghitungan nilai awal smoothing kecenderungan digunakan rumus (1.15)

$$\begin{aligned} y_k &= (I_k + S_l) \\ I_k &= (y_k - S_l) \\ I_1 &= (y_1 - S_l) = 0.51 \\ I_2 &= (y_2 - S_l) = -0.44 \\ I_3 &= (y_3 - S_l) = -0.67 \\ I_4 &= (y_4 - S_l) = -0.36 \\ I_5 &= (y_5 - S_l) = -0.97 \\ I_6 &= (y_6 - S_l) = -0.44 \\ I_7 &= (y_7 - S_l) = 0.42 \end{aligned}$$

$$I_8 = (y_8 - S_t) = -0.19$$

$$I_9 = (y_9 - S_t) = -0.30$$

$$I_{10} = (y_{10} - S_t) = -0.26$$

$$I_{11} = (y_{11} - S_t) = 0.67$$

$$I_{12} = (y_{12} - S_t) = 2$$

b. Musiman Model Multiplikatif untuk data inflasi kota Makassar.

Dalam penghitungan nilai awal smoothing kecenderungan digunakan rumus (1.16)

$$y_k = (I_k S_t)$$

$$I_k = \frac{y_k}{S_t}$$

$$I_1 = \frac{y_1}{S_t} = 1.75$$

$$I_2 = \frac{y_2}{S_t} = 0.36$$

$$I_3 = \frac{y_3}{S_t} = 0.03$$

$$I_4 = \frac{y_4}{S_t} = 0.48$$

$$I_5 = \frac{y_5}{S_t} = -0.41$$

$$I_6 = \frac{y_6}{S_t} = 0.36$$

$$I_7 = \frac{y_7}{S_t} = 1.61$$

$$I_8 = \frac{y_8}{S_t} = 0.73$$

$$I_9 = \frac{y_9}{S_t} = 0.57$$

$$I_{10} = \frac{y_{10}}{S_t} = 0.63$$

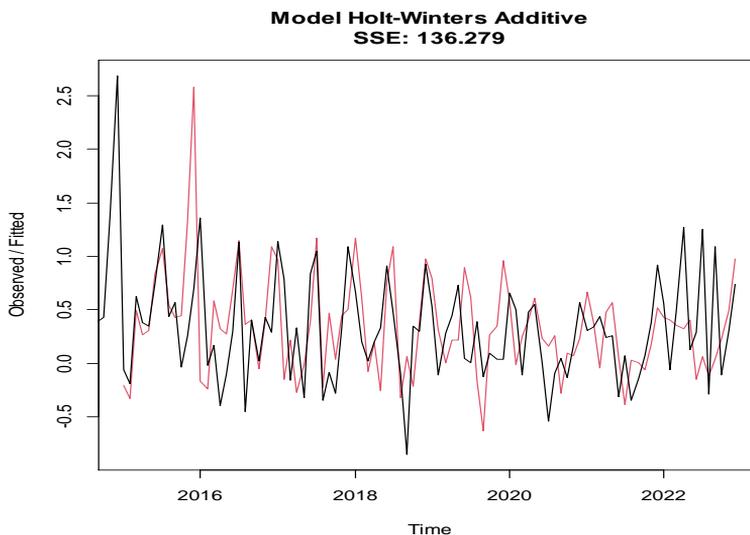
$$I_{11} = \frac{y_{11}}{S_t} = 1.98$$

$$I_{12} = \frac{y_{12}}{S_t} = 3.91$$

### 3.4.3 Penentuan Nilai Parameter Untuk Data Inflasi Kota Makassar

Pada penentuan nilai parameter Exponential Smoothing Holt Winters akan mencari nilai pembobot atau parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ . Tiga parameter tersebut akan membantu dalam menghitung nilai prediksi Exponential Smoothing Holt Winters. Dalam menentukan tiga parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dilakukan dengan cara berulang – ulang. Tiga parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  yang dipilih harus berada dalam interval (0,1) dan dengan nilai kesalahan paling kecil.

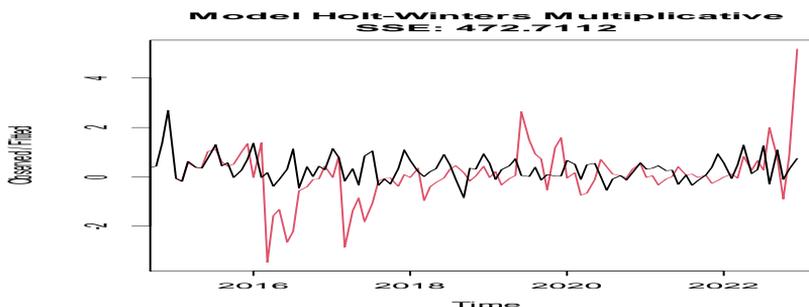
Dengan menggunakan software R studio, didapatkan tiga parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  untuk Exponential Smoothing Holt Winters pada model aditif, dengan nilai  $\alpha = 0,03$ ,  $\beta = 0$ , dan  $\gamma = 0,78$ , dengan nilai Sum Square Error (SSE) = 136.279. Pada model multiplikatif, nilai parameter yang diperoleh adalah  $\alpha = 0,3$ ,  $\beta = 0,1$ , dan  $\gamma = 0,09$ , dengan nilai Sum Square Error (SSE) = 472.7112. Setelah mendapatkan tiga nilai parameter tersebut, diperoleh grafik *exponential smoothing holt winters* untuk model aditif sebagai berikut:



Gambar 4.9. Plot Eksponensial Smoothing Holt Winters Model Aditif

Dari Gambar 4.9, terlihat visualisasi data *exponential smoothing holt winters* untuk model aditif. Garis merah mewakili perkiraan inflasi kota Makassar antara Januari 2014 hingga Desember 2022, dengan nilai *Sum Square Error* (SSE) sebesar 136.279. Dalam metode Exponential Smoothing Holt-Winters untuk model aditif, nilai parameter yang diperoleh adalah  $\alpha = 0,03$ , yang menunjukkan tingkat yang relatif rendah. Hal ini menunjukkan bahwa perkiraan level pada titik waktu saat ini dipengaruhi oleh pengamatan terbaru dan beberapa pengamatan masa lalu yang lebih jauh. Nilai parameter  $\beta = 0$  menunjukkan bahwa perkiraan kemiringan dari komponen tren tidak diperbarui seiring waktu. Sebaliknya, nilai ini tetap sama dengan nilai awalnya karena level mengalami sedikit perubahan dari waktu ke waktu, namun kemiringan trennya tetap kira-kira sama. Sementara itu, nilai parameter  $\gamma = 0,78$  mengindikasikan bahwa komponen musiman pada titik waktu tertentu didasarkan pada pengamatan yang sangat baru.

Selanjutnya, grafik Exponential Smoothing Holt Winters untuk model multiplikatif dapat dilihat di bawah ini:



Gambar 4.10. Plot Eksponensial Smoothing Holt Winters Model Multiplikatif

Dari Gambar 4.10, terlihat visualisasi data *exponential smoothing holt winters* untuk model aditif. Garis merah mewakili perkiraan inflasi kota Makassar antara Januari 2014 hingga Desember 2022, dengan nilai *Sum Square Error* (SSE) sebesar 472.7112. Dalam metode Exponential Smoothing Holt-Winters untuk model multiplikatif, nilai parameter yang diperoleh adalah  $\alpha = 0,3$ , yang menunjukkan tingkat yang relatif rendah. Hal ini menunjukkan bahwa perkiraan level pada titik waktu saat ini dipengaruhi oleh pengamatan terbaru dan beberapa pengamatan masa lalu yang lebih jauh. Nilai parameter  $\beta = 0,1$  menunjukkan bahwa perkiraan kemiringan dari komponen tren tidak diperbarui seiring waktu. Sebaliknya, nilai ini tetap sama dengan nilai awalnya karena level mengalami sedikit perubahan dari waktu ke waktu, namun kemiringan trennya tetap kira-kira sama. Sementara itu, nilai parameter  $\gamma = 0,09$  mengindikasikan bahwa komponen musiman pada titik waktu tertentu didasarkan pada pengamatan yang sangat baru.

#### 3.4.4 Prakiraan Inflasi Kota Makassar Untuk Data Inflasi Kota Makassar.

Setelah mendapatkan tiga pembobot atau parameter  $\alpha, \beta, \text{ dan } \gamma$  selanjutnya mencari nilai akurasi prakiraan menggunakan *Mean Square Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE).

Tabel 4.15. Nilai Akurasi Prakiraan

MODEL	MSE	RMSE	MAPE
ADITIF	2.04	1.43	1.14%
MULTIPLIKATIF	10.21	3.19	3.17%

Berdasarkan data dari Tabel 4.15, ditemukan bahwa model *exponential smoothing holt winters* dengan pendekatan aditif memiliki tingkat akurasi prediksi yang lebih rendah dibandingkan dengan model *exponential smoothing holt winters* dengan pendekatan multiplikatif. Oleh karena itu, langkah selanjutnya adalah untuk memperkirakan inflasi kota Makassar selama periode Januari 2023 hingga Desember 2023 menggunakan model *exponential smoothing Holt winters* dengan pendekatan aditif. Setelah itu, akan dilakukan penelusuran untuk menemukan nilai-nilai smoothing dan juga perkiraan inflasi kota Makassar, dengan menggunakan tiga nilai parameter yang berbeda yaitu  $\alpha = 0,03$ ,  $\beta = 0,00$ , dan  $\gamma = 0,78$ .

Selanjutnya, akan dihitung nilai pemulusan level untuk model aditif dengan menggunakan persamaan (1.3).

$$\begin{aligned}
 S_t &= \alpha(y_t - I_{t-l}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + B_{t-1}) \\
 S_{13} &= \alpha(y_{13} - I_1) + (1 - \alpha)(S_{12} + B_{12}) \\
 S_{13} &= 0,03(-0,06 - 0,51) + (1 - 0,03)(0,6875 + \\
 &\quad (1,0544)) \\
 S_{13} &= 1,6716 \\
 &\cdot \\
 S_t &= \alpha(y_t - I_{t-l}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + B_{t-1}) \\
 S_{14} &= \alpha(y_{14} - I_2) + (1 - \alpha)(S_{13} + B_{13}) \\
 S_{14} &= 0,03(-0,19 - (-0,44)) + (1 - 0,03)(0,63 + \\
 &\quad (1,0544)) \\
 S_{14} &= 1,6388 \\
 &\vdots \\
 S_t &= \alpha(y_t - I_{t-l}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + B_{t-1}) \\
 S_{108} &= \alpha(y_{108} - I_{96}) + (1 - \alpha)(S_{107} + B_{107}) \\
 S_{108} &= 0,03(0,74 - 0,235) + (1 - 0,03)(0,3365 + \\
 &\quad (1,0544)) \\
 S_{108} &= 1,3618
 \end{aligned}$$

Selanjutnya akan ditentukan nilai *smoothing trend* untuk model aditif menggunakan rumus (1.4)

$$\begin{aligned}
 B_t &= \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)B_{t-1} \\
 B_{13} &= \beta(S_{13} - S_{13-1}) + (1 - \beta)B_{13-1} \\
 B_{13} &= \beta(S_{13} - S_{12}) + (1 - \beta)B_{12} \\
 B_{13} &= 0(0,628135 - 0,6875) + (1 - 0)1,0544 \\
 B_{13} &= 1,0544 \\
 &\cdot \\
 B_t &= \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)B_{t-1} \\
 B_{14} &= \beta(S_{14} - S_{14-1}) + (1 - \beta)B_{14-1} \\
 B_{14} &= \beta(S_{14} - S_{13}) + (1 - \beta)B_{13} \\
 B_{14} &= 0(0,59726 - 0,628135) + (1 - 0)1,0544 \\
 B_{14} &= 1,0544 \\
 &\vdots \\
 B_t &= \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)B_{t-1} \\
 B_{108} &= \beta(S_{108} - S_{108-1}) + (1 - \beta)B_{108-1} \\
 B_{108} &= \beta(S_{108} - S_{107}) + (1 - \beta)B_{107} \\
 B_{108} &= 0(0,320215 - 0,3365) + (1 - 0)1,0544 \\
 B_{108} &= 1,0544
 \end{aligned}$$

Selanjutnya akan ditentukan nilai *smoothing musiman* untuk model aditif menggunakan rumus (1.5)

$$\begin{aligned}
 I_t &= \gamma(Y_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L}) \\
 I_{13} &= \gamma(Y_{13} - S_{13}) + (1 - \gamma)I_{13-12}) \\
 I_{13} &= \gamma(Y_{13} - S_{13}) + (1 - \gamma)I_1) \\
 I_{13} &= 0,78(-0,06 - 0.628135) + (1 - 0,78)(0,51) \\
 I_{13} &= -0,42 \\
 &\cdot \\
 I_t &= \gamma(Y_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L}) \\
 I_{14} &= \gamma(Y_{14} - S_{14}) + (1 - \gamma)I_{14-12}) \\
 I_{14} &= \gamma(Y_{14} - S_{14}) + (1 - \gamma)I_2) \\
 I_{14} &= 0,78(-0,19 - 0.59726) + (1 - 0,78)(-0,44) \\
 I_{14} &= -0,71 \\
 &\vdots \\
 I_t &= \gamma(Y_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L}) \\
 I_{108} &= \gamma(Y_{108} - S_{108}) + (1 - \gamma)I_{108-12}) \\
 I_{108} &= \gamma(Y_{108} - S_{108}) + (1 - \gamma)I_{96}) \\
 I_{108} &= 0,78(0,74 - 0,320215) + (1 - 0,78)(0,2325) \\
 I_{108} &= 0,37
 \end{aligned}$$

Maka diperoleh nilai prakiraan dengan rumus (1.6) untuk  $t = 108$  dan  $m = 1$  adalah, sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 F_{t+m} &= (S_t + B_t m)I_{t-L+m} \\
 F_{108+1} &= (S_{108} + B_{108}1)I_{108-12+1} \\
 F_{109} &= (S_{108} + B_{108})I_{97} \\
 F_{109} &= (0,3202 + 1.0544)(0.1275) \\
 F_{109} &= 0.1753
 \end{aligned}$$

Selanjutnya, maka diperoleh nilai prakiraan dengan rumus (1.6) untuk  $t = 108$  dan  $m = 2$  adalah, sebagai berikut:

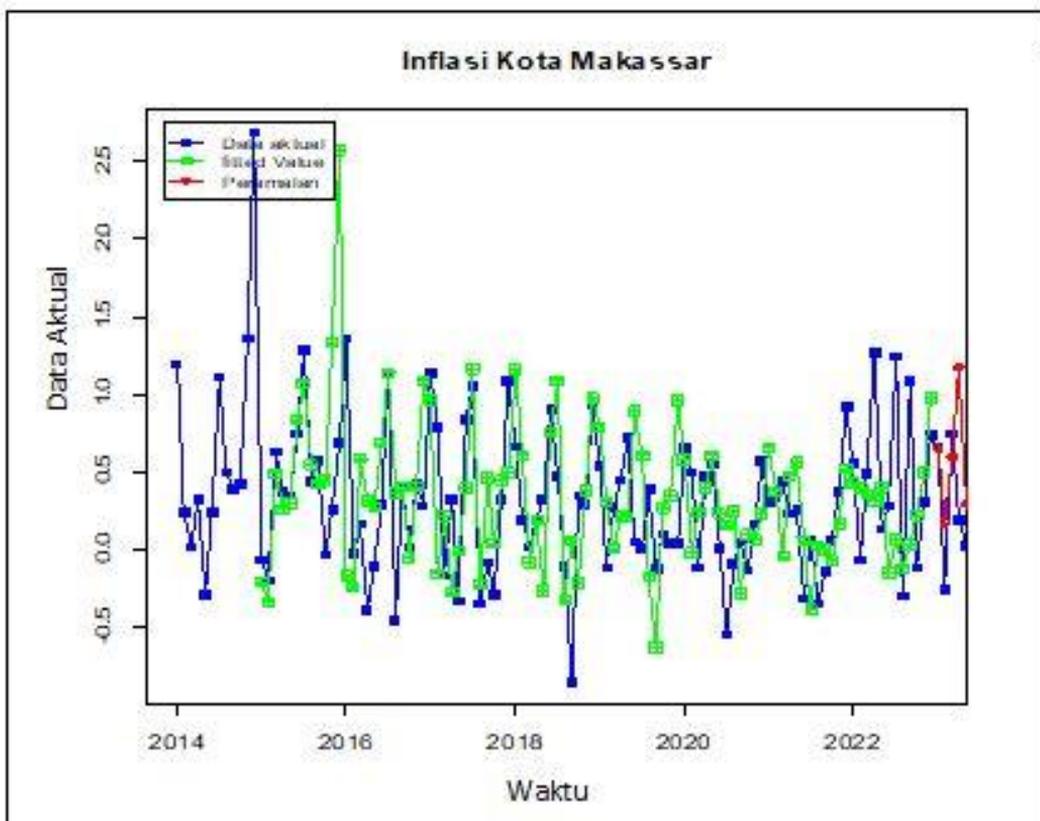
$$\begin{aligned}
 F_{t+m} &= (S_t + B_t m)I_{t-L+m} \\
 F_{108+2} &= (S_{108} + B_{108}2)I_{108-12+2} \\
 F_{110} &= (S_{108} + B_{108})I_{98} \\
 F_{110} &= (0,320215 + (1.0544))(-0.7475) \\
 F_{110} &= -1.0287
 \end{aligned}$$

Maka didapat nilai prakiraan untuk data inflasi kota Makassar pada Januari 2023 – Desember 2023 sebagai berikut:

Tabel 4.16 Hasil Prakiraan data inflasi kota Makassar

Periode	Prakiraan
Januari 2023	0.18
Februari 2023	-1.02
Maret 2023	0.62
April 2023	1.20
Mei 2023	0.33
Juni 2023	0.26
Juli 2023	1.03
Agustus 2023	-0.24
September 2023	0.87
Oktober 2023	-0.03
November 2023	0.48
Desember 2023	0.86

Berikut plot hasil peramalan menggunakan R Studio untuk data inflasi kota Makassar :



Gambar 4.11 Plot Data Laju Inflasi Kota Makassar menggunakan metode *Eksponensial Smoothing Holt Winters*

### 3.5 Peramalan Menggunakan Metode hybrid metode SARIMAX dengan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*

Untuk melakukan peramalan menggunakan metode hybrid metode SARIMAX dengan *Exponential Smoothing Holt-Winters* maka langkah selanjutnya yaitu dengan menggunakan residu dari hasil ramalan SARIMAX. Residu tersebut kemudian digunakan dalam melakukan peramalan inflasi kota Makassar menggunakan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*.

#### 3.5.1 Penentuan Nilai Awal untuk Data Residu dari Hasil Ramalan SARIMAX

Setelah terpenuhi asumsi – asumsi dari *Exponential Smoothing Holt Winters*, selanjutnya yaitu dengan menentukan nilai awal taksiran pemulusan. Nilai awal taksiran pemulusan ini memuat nilai awal pemulusan pada eksponensial, kecenderungan dan musiman untuk data residu dari hasil ramalan SARIMAX.

1. Nilai awal smoothing level untuk data residu dari hasil ramalan SARIMAX

Dalam penghitungan nilai awal smoothing level digunakan rumus (1.13)

$$\begin{aligned} S_l &= \frac{1}{l} (y_1 + y_2 + \dots + y_l) \\ S_{12} &= \frac{1}{12} (0.76 + (-0.10) + \dots + 2.10) \\ &= \frac{1}{12} (3.51) \\ &= 0.2928 \end{aligned}$$

Maka diperoleh nilai awal smoothing level adalah  $S_{12} = 0.2928$

2. Nilai awal smoothing kecenderungan untuk data residu dari hasil ramalan SARIMAX

Dalam penghitungan nilai awal smoothing kecenderungan digunakan rumus (1.14)

$$\begin{aligned} B_l &= \frac{1}{l} (S_{2l} - S_l) \\ B_{12} &= \frac{1}{12} (S_{24} - S_{12}) \\ &= \frac{1}{12} (2.77 - 0.2928) \\ &= \frac{1}{12} (2.4772) \\ &= 0.2064 \end{aligned}$$

3. Nilai awal smoothing musiman untuk data residu dari hasil ramalan SARIMAX

- a. Musiman Model Aditif untuk data residu dari hasil ramalan SARIMAX

Dalam penghitungan nilai awal smoothing kecenderungan digunakan rumus (1.15)

$$\begin{aligned} y_k &= (I_k + S_l) \\ I_k &= (y_k - S_l) \\ I_1 &= (y_1 - S_l) = 0.46 \\ I_2 &= (y_2 - S_l) = -0.40 \\ I_3 &= (y_3 - S_l) = -0.60 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 I_4 &= (y_4 - S_t) = -0.33 \\
 I_5 &= (y_5 - S_t) = -0.87 \\
 I_6 &= (y_6 - S_t) = -0.40 \\
 I_7 &= (y_7 - S_t) = 0.38 \\
 I_8 &= (y_8 - S_t) = -0.16 \\
 I_9 &= (y_9 - S_t) = -0.27 \\
 I_{10} &= (y_{10} - S_t) = -0.23 \\
 I_{11} &= (y_{11} - S_t) = 0.60 \\
 I_{12} &= (y_{12} - S_t) = 1.81
 \end{aligned}$$

- b. Musiman Model Multiplikatif untuk data residu dari hasil ramalan SARIMAX

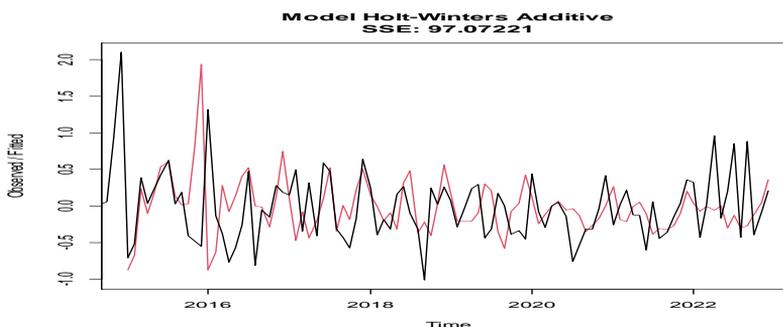
Dalam penghitungan nilai awal smoothing kecenderungan digunakan rumus (1.16)

$$\begin{aligned}
 y_k &= (I_k S_t) \\
 I_k &= \frac{y_k}{S_t} \\
 I_1 &= \frac{y_1}{S_t} = 2.59 \\
 I_2 &= \frac{y_2}{S_t} = -0.35 \\
 I_3 &= \frac{y_3}{S_t} = -1.06 \\
 I_4 &= \frac{y_4}{S_t} = -0.11 \\
 I_5 &= \frac{y_5}{S_t} = -1.97 \\
 I_6 &= \frac{y_6}{S_t} = -0.37 \\
 I_7 &= \frac{y_7}{S_t} = 2.30 \\
 I_8 &= \frac{y_8}{S_t} = 0.45 \\
 I_9 &= \frac{y_9}{S_t} = 0.08 \\
 I_{10} &= \frac{y_{10}}{S_t} = 0.20 \\
 I_{11} &= \frac{y_{11}}{S_t} = 3.06 \\
 I_{12} &= \frac{y_{12}}{S_t} = 7.18
 \end{aligned}$$

### 3.5.2 Penentuan Nilai Parameter Untuk Data Residu Dari Hasil Ramalan SARIMAX

Pada penentuan nilai parameter Exponential Smoothing Holt Winters akan mencari nilai pembobot atau parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ . Tiga parameter tersebut akan membantu dalam menghitung nilai prediksi *Exponential Smoothing Holt Winters*. Dalam menentukan tiga parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dilakukan dengan cara berulang – ulang. Tiga parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  yang dipilih harus berada dalam interval (0,1) dan dengan nilai kesalahan paling kecil.

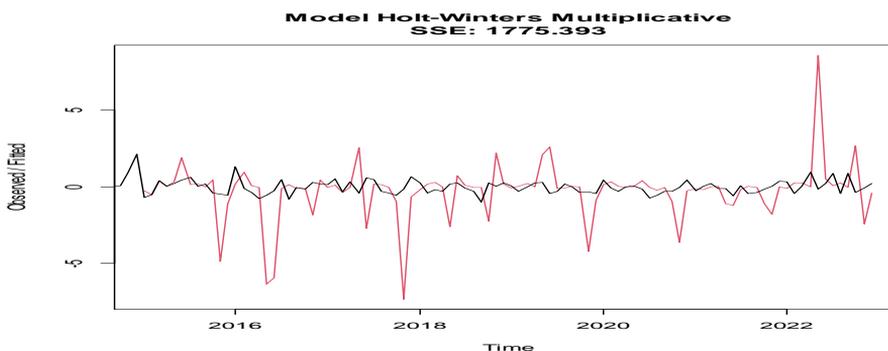
Dengan menggunakan software R studio, didapatkan tiga parameter  $\alpha, \beta$ , dan  $\gamma$  untuk Exponential Smoothing Holt Winters pada model aditif, dengan nilai  $\alpha = 0,02$ ,  $\beta = 0$ , dan  $\gamma = 0,46$ , dengan nilai *Sum Square Error* (SSE) = 97,07221. Pada model multiplikatif, nilai parameter yang diperoleh adalah  $\alpha = 0,97$ ,  $\beta = 0$ , dan  $\gamma = 0,07$ , dengan nilai *Sum Square Error* (SSE) = 1775,393. Setelah mendapatkan tiga nilai parameter tersebut, diperoleh grafik *exponential smoothing holt winters* untuk model aditif sebagai berikut:



Gambar 4.12. Plot *Eksponensial Smoothing Holt Winters* Model Aditif

Dari Gambar 4.12, terlihat visualisasi data *exponential smoothing holt winters* untuk model aditif. Garis merah mewakili perkiraan inflasi kota Makassar antara Januari 2014 hingga Desember 2022, dengan nilai *Sum Square Error* (SSE) sebesar 97,07221. Dalam metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* untuk model aditif, nilai parameter yang diperoleh adalah  $\alpha = 0,02$ , yang menunjukkan tingkat yang relatif rendah. Hal ini menunjukkan bahwa perkiraan level pada titik waktu saat ini dipengaruhi oleh pengamatan terbaru dan beberapa pengamatan masa lalu yang lebih jauh. Nilai parameter  $\beta = 0$  menunjukkan bahwa perkiraan kemiringan dari komponen tren tidak diperbarui seiring waktu. Sebaliknya, nilai ini tetap sama dengan nilai awalnya karena level mengalami sedikit perubahan dari waktu ke waktu, namun kemiringan trennya tetap kira-kira sama. Sementara itu, nilai parameter  $\gamma = 0,46$  mengindikasikan bahwa komponen musiman pada titik waktu tertentu didasarkan pada pengamatan yang sangat baru.

Selanjutnya, grafik *Exponential Smoothing Holt Winters* untuk model multiplikatif dapat dilihat di bawah ini:



Gambar 4.13. Plot *Eksponensial Smoothing Holt Winters* Model Multiplikatif

Dari Gambar 4.13, terlihat visualisasi data *exponential smoothing holt winters* untuk model aditif. Garis merah mewakili perkiraan inflasi kota Makassar antara Januari 2014 hingga Desember 2022, dengan nilai *Sum Square Error* (SSE) sebesar 1775,393. Dalam metode Exponential Smoothing Holt-Winters untuk model multiplikatif, nilai parameter yang diperoleh adalah  $\alpha = 0,97$ , yang menunjukkan tingkat yang relatif rendah. Hal ini menunjukkan bahwa perkiraan level pada titik waktu saat ini dipengaruhi oleh pengamatan terbaru dan beberapa pengamatan masa lalu yang lebih jauh. Nilai parameter  $\beta = 0$  menunjukkan bahwa perkiraan kemiringan dari komponen tren tidak diperbarui seiring waktu. Sebaliknya, nilai ini tetap sama dengan nilai awalnya karena level mengalami sedikit perubahan dari waktu ke waktu, namun kemiringan trennya tetap kira-kira sama. Sementara itu, nilai parameter  $\gamma = 0,07$  mengindikasikan bahwa komponen musiman pada titik waktu tertentu didasarkan pada pengamatan yang sangat baru.

### 3.5.3 Prakiraan Inflasi Kota Makassar Untuk Data Residu Dari Hasil Ramalan SARIMAX

Setelah mendapatkan tiga pembobot atau parameter  $\alpha, \beta, \text{ dan } \gamma$  selanjutnya mencari nilai akurasi prakiraan menggunakan *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE) hybrid metode SARIMAX dengan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters data residu hasil ramalan sarimax berdasarkan data inflasi dengan variabel eksogen indeks harga konsumen di kota Makassar per Januari 2014-Desember 2023.

Hasil perhitungan nilai ketepatan model peramalan hybrid metode SARIMAX dengan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters data residu hasil ramalan sarimax berdasarkan data inflasi dengan variabel eksogen indeks harga konsumen di kota Makassar per Januari 2014-Desember diperoleh pada tabel berikut:

Tabel 4.17. Nilai Akurasi Prakiraan

MODEL	MAPE
ADITIF	1.92%
MULTIPLIKATIF	2.63%

Berdasarkan data dari Tabel 4.17, ditemukan bahwa model *exponential smoothing holt winters* dengan pendekatan aditif memiliki tingkat akurasi prediksi yang lebih rendah dibandingkan dengan model *exponential smoothing holt winters* dengan pendekatan multiplikatif. Oleh karena itu, langkah selanjutnya adalah untuk memperkirakan inflasi kota Makassar selama periode Januari 2023 hingga Desember 2023 menggunakan model *exponential smoothing Holt winters* dengan pendekatan aditif. Setelah itu, akan dilakukan penelusuran untuk menemukan nilai-nilai smoothing dan juga perkiraan inflasi kota Makassar, dengan menggunakan tiga nilai parameter yang berbeda yaitu  $\alpha = 0,02$ ,  $\beta = 0,00$ , dan  $\gamma = 0,46$ .

Selanjutnya, akan dihitung nilai pemulusan level untuk model aditif dengan menggunakan persamaan (1.3).

$$S_t = \alpha(y_t - I_{t-l}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + B_{t-1})$$

$$S_{13} = \alpha(y_{13} - I_1) + (1 - \alpha)(S_{12} + B_{12})$$

$$S_{13} = 0,02(-0,71 - 0,46) + (1 - 0,02)(0,2928 + (0,2064))$$

$$S_{13} = 0,4658$$

$$S_t = \alpha(y_t - I_{t-l}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + B_{t-1})$$

$$S_{14} = \alpha(y_{14} - I_2) + (1 - \alpha)(S_{13} + B_{13})$$

$$S_{14} = 0,02(-0,51 - (-0,40)) + (1 - 0,02)(0,2157 + (0,2064))$$

$$S_{14} = 0,4114$$

⋮

$$S_t = \alpha(y_t - I_{t-l}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + B_{t-1})$$

$$S_{108} = \alpha(y_{108} - I_{96}) + (1 - \alpha)(S_{107} + B_{107})$$

$$S_{108} = \alpha(y_{108} - I_{96}) + (1 - \alpha)(S_{107} + B_{107})$$

$$S_{108} = 0,02(0,21 - 0,0661) + (1 - 0,02)(-0,0129 + (0,2064))$$

$$S_{108} = 0,1928$$

Selanjutnya akan ditentukan nilai *smoothing trend* untuk model aditif menggunakan rumus (1.4)

$$B_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)B_{t-1}$$

$$B_{13} = \beta(S_{13} - S_{13-1}) + (1 - \beta)B_{13-1}$$

$$B_{13} = \beta(S_{13} - S_{12}) + (1 - \beta)B_{12}$$

$$B_{13} = 0(0,2157 - 0,2928) + (1 - 0)(0,2064)$$

$$B_{13} = 0,2064$$

⋮

$$B_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)B_{t-1}$$

$$B_{14} = \beta(S_{14} - S_{14-1}) + (1 - \beta)B_{14-1}$$

$$B_{14} = \beta(S_{14} - S_{13}) + (1 - \beta)B_{13}$$

$$B_{14} = 0(0,1978 - 0,2341) + (1 - 0)(0,2064)$$

$$B_{14} = 0,2064$$

⋮

$$B_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)B_{t-1}$$

$$B_{108} = \beta(S_{108} - S_{108-1}) + (1 - \beta)B_{108-1}$$

$$B_{108} = \beta(S_{108} - S_{107}) + (1 - \beta)B_{107}$$

$$B_{108} = 0(-0,0109 - (-0,0129)) + (1 - 0)(0,2064)$$

$$B_{108} = 0,2064$$

Selanjutnya akan ditentukan nilai *smoothing musiman* untuk model aditif menggunakan rumus (1.5)

$$I_t = \gamma(Y_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-l}$$

$$I_{13} = \gamma(Y_{13} - S_{13}) + (1 - \gamma)I_{13-12}$$

$$I_{13} = \gamma(Y_{13} - S_{13}) + (1 - \gamma)I_1$$

$$\begin{aligned}
I_{13} &= 0,46(-0,71 - 0,2157) + (1 - 0,46)(0,46) \\
I_{13} &= -0,1769 \\
&\cdot \\
I_t &= \gamma(Y_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L} \\
I_{14} &= \gamma(Y_{14} - S_{14}) + (1 - \gamma)I_{14-12} \\
I_{14} &= \gamma(Y_{14} - S_{14}) + (1 - \gamma)I_2 \\
I_{14} &= 0,46(-0,51 - 0,1978) + (1 - 0,46)(-0,40) \\
I_{14} &= -0,5411 \\
&\vdots \\
I_t &= \gamma(Y_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L} \\
I_{108} &= \gamma(Y_{108} - S_{108}) + (1 - \gamma)I_{108-12} \\
I_{108} &= \gamma(Y_{108} - S_{108}) + (1 - \gamma)I_{96} \\
I_{108} &= 0,46(0,21 - (-0,0109)) + (1 - 0,46)(0,0661) \\
I_{108} &= 0,1374
\end{aligned}$$

Maka diperoleh nilai prakiraan dengan rumus (1.6) untuk  $t = 108$  dan  $m = 1$  adalah, sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
F_{t+m} &= (S_t + B_t m)I_{t-L+m} \\
F_{108+1} &= (S_{108} + B_{108} 1)I_{108-12+1} \\
F_{109} &= (S_{108} + B_{108})I_{97} \\
F_{109} &= (-0,0109 + (0,2064))(0,299) \\
F_{109} &= 0,0584
\end{aligned}$$

Selanjutnya, maka diperoleh nilai prakiraan dengan rumus (1.6) untuk  $t = 108$  dan  $m = 2$  adalah, sebagai berikut:

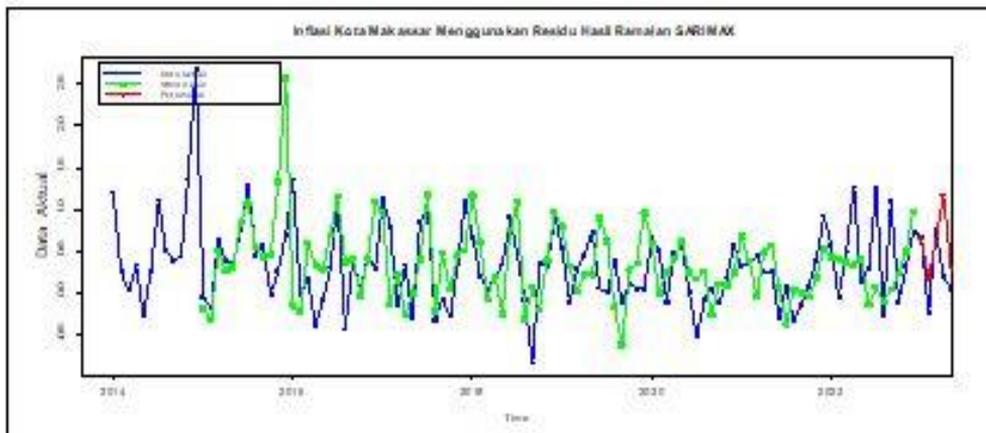
$$\begin{aligned}
F_{t+m} &= (S_t + B_t m)I_{t-L+m} \\
F_{108+2} &= (S_{108} + B_{108} 2)I_{108-12+2} \\
F_{110} &= (S_{108} + B_{108})I_{98} \\
F_{110} &= (-0,0109 + (0,2064))(-0,7208) \\
F_{110} &= -0,1410
\end{aligned}$$

Maka didapat nilai prakiraan untuk data inflasi kota Makassar pada Januari 2023 – Desember 2023 sebagai berikut:

Tabel 4. 18 Hasil Prakiraan data inflasi kota Makassar

Periode	Prakiraan
Januari 2023	0.05
Februari 2023	-0.14
Maret 2023	0.08
April 2023	0.48
Mei 2023	-0.02
Juni 2023	0.06
Juli 2023	0.36
Agustus 2023	-0.34
September 2023	0.28
Oktober 2023	-0.25
November 2023	-0.01
Desember 2023	0.29

Berikut plot hasil peramalan menggunakan R Studio untuk data residu dari hasil ramalan SARIMAX:



Gambar 4.14 Plot Data Laju Inflasi Kota Makassar menggunakan metode *Eksponensial Smoothing Holt Winters* Menggunakan Residu SARIMAX

### 3.6 Pembahasan

Berdasarkan hasil analisis deskriptif data bulanan inflasi pada tabel 4.1 diperoleh nilai rata-rata 0.3403, nilai minimum -0.8500, dan nilai maksimum 2.6900 serta nilai standar deviasi 0.5107. Sementara data bulanan ihk berdasarkan tabel 4.2 diperoleh nilai rata-rata 120.2, dengan nilai minimum 104 dan nilai maksimum 140 serta nilai standar deviasi 11.9852.

Peramalan data inflasi kota Makassar dengan variabel eksogen data indeks harga konsumen kota Makassar yang dianalisis dengan menggunakan metode SARIMAX dan peramalan data inflasi kota Makassar dengan menggunakan metode Eksponensial Smoothing Holt-Winters, memperoleh hasil prediksi yang berbeda. Pada metode SARIMAX, digunakan model SARIMAX (0,0,0)(0,0,1)<sup>12</sup> with IHK sebagai model yang dianggap sesuai dengan nilai forecast error sebesar 0.4716760 untuk variabel endogennya dan untuk variabel eksogennya sebesar 0.0048425. Adapun Persamaan yang terbentuk dari model terbaiknya yaitu:  $Z_t = \alpha_t - 0.4716760 + 0.0048425X_{IHK}$ . Dari model tersebut, diperoleh hasil prediksi inflasi di kota Makassar untuk 12 periode selanjutnya pada tabel 1 lampiran 2. Dari hasil prediksi ini dapat diketahui bahwa inflasi akan mengalami kenaikan dan penurunan. Data inflasi diidentifikasi tertinggi pada bulan April yaitu sebesar 0,82 dan terendah di bulan Agustus sebesar 0,15 dari bulan Februari hingga bulan April akan mengalami peningkatan dan akan mengalami penurunan dari bulan April hingga bulan Agustus. Tahap akhir dari metode ini adalah melakukan analisis nilai ketepatan model peramalan *Seasonal Autoregressive Moving Average with Exogenous* (SARIMAX). Sehingga diperoleh nilai RMSE dan nilai AIC terkecil, dikategorikan sangat baik dan hasil perhitungan ketepatan model berdasarkan MAPE dikategorikan sangat baik.

Adapun untuk nilai prediksi yang dihasilkan dengan metode *eksponensial smoothing holt-winters* yang memuat dua model, yaitu model aditif dan model multiplikatif. Berdasarkan nilai *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE) diperoleh nilai akurasi prakiraan model aditif lebih baik dibandingkan model multiplikatif, sehingga model aditif digunakan untuk langkah selanjutnya. Untuk model aditif prediksi inflasi tahun 2023 yang tertera pada Tabel 2 lampiran 2, diperoleh inflasi kota Makassar tertinggi di bulan September sebesar 0,89 dan inflasi terendah pada bulan Agustus sebesar -0,20. Tahap akhir dari metode ini adalah melakukan analisis nilai ketepatan model peramalan *eksponensial smoothing holt-winters*. Sehingga diperoleh nilai RMSE yang dikategorikan sangat baik.

Adapun untuk metode hybrid SARIMAX dengan metode *eksponensial smoothing holt-winters* yaitu dengan menggunakan residu dari hasil ramalan sarimax yang dijadikan sebagai data aktual. Sisa dari hasil ramalan sarimax tidak bisa di jelaskan oleh metode sarimax, maka dari itu perlu adanya metode yang menjelaskan residu hasil ramalannya yaitu dengan menggunakan metode *eksponensial smoothing holt winters* yang mampu menangani prediksi dari residu metode sarimax. Setelah residu tersebut diperoleh dari metode sarimax, selanjutnya dilakukan peramalan menggunakan metode *eksponensial smoothing holt winters* dalam meramalkan inflasi Kota Makassar. Dengan menggunakan parameter  $\alpha, \beta, \text{ dan } \gamma$ , tiga parameter tersebut akan membantu dalam menghitung nilai prediksi *exponential smoothing holt winters*.

Dalam menentukan tiga parameter  $\alpha, \beta, \text{ dan } \gamma$  dilakukan dengan cara berulang-ulang. Tiga parameter  $\alpha, \beta, \text{ dan } \gamma$  yang dipilih harus berada dalam interval (0,1) dan dengan nilai kesalahan paling kecil. Dalam hal ini metode *exponential smoothing holt-winters* model aditif lebih baik dalam meramalkan karena memperoleh nilai akurasi peramalan yang sangat baik dimana diperoleh nilai MAPE 1,92%. Nilai parameter yang diperoleh dari metode *exponential smoothing holt-winters* model aditif adalah  $\alpha = 0,02$ , yang menunjukkan tingkat yang relatif rendah. Hal ini menunjukkan bahwa perkiraan level pada titik waktu saat ini dipengaruhi oleh pengamatan terbaru dan beberapa pengamatan masa lalu yang lebih jauh. Nilai parameter  $\beta = 0$ , menunjukkan bahwa perkiraan kemiringan dari komponen tren tidak diperbarui seiring waktu. Dari gambaran plot yang disajikan, grafik tersebut tidak menunjukkan tren yang jelas karena nilainya berfluktuasi secara tidak teratur di sekitar garis nol. Hal ini menunjukkan bahwa residu inflasi bervariasi baik di atas maupun di bawah nol tanpa arah atau pola tren yang konsisten selama periode waktu yang diamati. Dengan kata lain, tidak ada kecenderungan yang jelas dari plot tersebut yang menunjukkan peningkatan atau penurunan yang konsisten seiring berjalannya waktu. Sementara itu, nilai parameter  $\gamma = 0,46$  mengindikasikan bahwa komponen musiman pada titik waktu tertentu didasarkan pada pengamatan yang sangat baru.

Nilai prediksi yang dihasilkan dalam meramalkan inflasi kota Makassar diperoleh nilai tertinggi di bulan April sebesar 0,48 dan inflasi terendah pada bulan Agustus sebesar -0,34. Tahap akhir dari metode ini adalah melakukan analisis nilai ketepatan model peramalan *eksponensial smoothing holt-winters*. Sehingga diperoleh nilai MAPE yang dikategorikan sangat baik.

## BAB IV KESIMPULAN DAN SARAN

### 4.1 Kesimpulan

Adapun kesimpulan yang diperoleh pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Peramalan inflasi di kota Makassar dengan menggunakan metode SARIMAX diperoleh model SARIMAX (0,0,0)(0,0,1)<sup>12</sup> with IHK dengan persamaan:

$$Z_t = \alpha_t - 0.4716760 + 0.0048425X_{IHK}$$

Dapat dilihat dari nilai MAPE, faktor peubah X berpengaruh terhadap prediksi inflasi kota Makassar. Pada model SARIMAX (0,0,0)(0,0,1)<sup>12</sup> with IHK sebesar 2.1508%, hasil perhitungan ketepatan model berdasarkan MAPE dikategorikan sangat baik.

2. Peramalan inflasi di kota Makassar dengan menggunakan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* yang terbagi atas dua yaitu metode Holt-Winters Aditif dan Holt-Winters Multiplikatif. Dimana diperoleh nilai akurasi peramalan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk metode Holt-Winters Aditif sebesar 1.14% dan untuk metode Holt-Winters Multiplikatif sebesar 3.17%. Sehingga dapat diartikan metode Holt-Winters Aditif lebih baik dalam meramalkan inflasi kota Makassar. Dari *Exponential Smoothing Holt Winters model aditif* diperoleh parameter yang optimal yaitu  $\alpha = 0,03$ ,  $\beta = 0,00$ , dan  $\gamma = 0,78$  dalam menghasilkan suatu prakiraan.
3. Peramalan model Hybrid SARIMAX-*Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam meramalkan inflasi kota Makassar menggunakan nilai residu dari hasil ramalan metode SARIMAX dengan parameter  $\alpha = 0,02$ ,  $\beta = 0$ , dan  $\gamma = 0,46$  dengan menggunakan model aditif *exponential Smoothing Holt-Winters* memiliki tingkat keakuratan hasil ramalan yang dikategorikan sangat baik berdasarkan nilai MAPE yang diperoleh sebesar 1.92%.

### 4.2 Saran

Adapun saran pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Peneliti selanjutnya dapat menggunakan metode lain untuk membandingkan tingkat akurasi ramalan yang dihasilkan.
2. Penelitian selanjutnya diharapkan untuk menambahkan metode non linier dalam model *hybrid* metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* dan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*.
3. Menerapkan model *hybrid* metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Variables* dan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* menggunakan studi kasus yang berbeda.

## DAFTAR PUSTAKA

- Arunkumar, K. E., Kalaga, D. V, Mohan, C., Kumar, S., & Chilkoor, G. (2021). *Forecasting the dynamics of cumulative COVID-19 cases (confirmed, recovered and deaths ) for top-16 countries using statistical machine learning models : Auto-Regressive Integrated Moving Average ( ARIMA ) and Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving . Applied Soft Computing Journal, 103*(December 2019), 107161. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107161>
- Bank Indonesia, Pengenalan Inflasi. [diakses 25 Februari 2024]. <https://www.bi.go.id/id/moneter/inflasi/pengenalan/Contents/Pentingnya.aspx>.
- Chen, I.-P. C. (2010). *Hotel revenue management: Investigating the interaction of information technology and judgmental forecasting. UNLV Theses, Dissertations, Professional Papers, and Capstones. 647.*
- Ferbar, L., & Strm, E. (2016). *The comparison of Holt e Winters method and Multiple regression method: A case study. 109, 266–276.* <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.04.115>
- Harahap, F. R., & Darnius, O. (2022). *Optimasi Parameter Exponential Smoothing Holt-Winters Dengan Metode Golden Section Dan Pencarian Dikotomi. FARABI: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika, 5*(2), 104–115. <https://doi.org/10.47662/farabi.v5i2.385>
- Indriany Rahayu, Marwati, R., & Rachmatin, D. (2022). *Peramalan Jumlah Penderita DBD di Provinsi Jawa Barat dengan Metode Hybrid Sarimax-Ann. JMT: Jurnal Matematika dan Terapan, 4*(2), 9–19. <https://doi.org/10.21009/jmt.4.2.2>
- Iriawan, N. dan Astuti, S. P. (2006). *Mengolah Data Statistik dengan Mudah Menggunakan Minitab 14. Yogyakarta: Andi.*
- Jiang, H., Ruan, J., & Sun, J. (2021). *Application of Machine Learning Model and Hybrid Model in Retail Sales Forecast. 2021 IEEE 6th International Conference on Big Data Analytics, ICBDA 2021, 69–75.* <https://doi.org/10.1109/ICBDA51983.2021.9403224>
- Jiang, W., Wu, X., Gong, Y., Yu, W., & Zhong, X. (2020). *Holt e Winters smoothing enhanced by fruit fl y optimization algorithm to forecast monthly electricity consumption. Energy, 193, 116779.* <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116779>
- Khan, D. R., Patankar, A. B., & Khan, A. (2024). *An experimental comparison of classic statistical techniques on univariate time series forecasting. Procedia Computer Science, 235, 2730–2740.* <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.04.257>
- Liu, H., Li, C., Shao, Y., Zhang, X., Zhai, Z., Wang, X., Qi, X., Wang, J., Hao, Y., Wu, Q., & Jiao, M. (2020). *Forecast of the trend in incidence of acute hemorrhagic conjunctivitis in China from 2011–2019 using the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) and Exponential Smoothing (ETS) models. Journal of Infection and Public Health, 13*(2), 287–294. <https://doi.org/10.1016/j.jiph.2019.12.008>
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGee, V. E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1* (Ir.Untung Sus Ardiyanto, M.Sc. & Ir. Abdul Basith, M.Sc. Terjemahan). *Edisi Kedua. Jakarta: Penerbit Erlangga.*
- Makridakis S., Wheelwright, S.C., and Mc Gee, V. E. (1993). *Forecasting: Methods and Applications. Canada: John Wiley and Sons.*

- Mao, Q., Zhang, K., Yan, W., & Cheng, C. (2018). *Journal of Infection and Public Health Forecasting the incidence of tuberculosis in China using the seasonal auto-regressive integrated moving average ( SARIMA ) model. Journal of Infection and Public Health, 11(5), 707–712.* <https://doi.org/10.1016/j.jiph.2018.04.009>
- Margi S, K., & Pendawa W, S. (2015). *Analisa Dan Penerapan Metode Single Exponential Smoothing Untuk Prediksi Penjualan Pada Periode Tertentu (Studi Kasus: PT.Media Cemara Kreasi). Prosiding SNATIF, 2(1998), 259–266.*
- Moiseev, G. (2021). *Forecasting oil tanker shipping market in crisis periods: Exponential smoothing model application. Asian Journal of Shipping and Logistics, 37(3), 239–244.* <https://doi.org/10.1016/j.ajsl.2021.06.002>
- Nasiruddin, F dan Dzikrullah, A. A. (2023). *Pemodelan Harga Cabai Indonesia dengan Metode Seasonal ARIMAX. Jurusan Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Islam Indonesia.*
- Nurtas, M., Zhantaev, Z., & Altaibek, A. (2024). *Earthquake time-series forecast in Kazakhstan territory: Forecasting accuracy with SARIMAX. Procedia Computer Science, 231(2023), 353–358.* <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.216>
- Prianda, B. G., & Widodo, E. (2021). *Perbandingan Metode Seasonal Arima Dan Extreme Learning Machine Pada Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Ke Bali. BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan, 15(4), 639–650.* <https://doi.org/10.30598/barekengvol15iss4pp639-650>
- Rochayati, I. (2019). *Kajian model peramalan kunjungan wisatawan mancanegara dan kedatangan penumpang internasional tanpa dan dengan kovariat.*
- Rosadi, D. (2012). *Ekonometrika Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews. Yogyakarta: C.V ANDI OFFSET.*
- Santoso, S. (2009). *Business Forecasting: Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan MINITAB dan SPSS. Jakarta: PT. Elex Media Komputindo.*
- Suseno & Aisyah, S. (2009). *Inflasi. Jakarta: Bank Indonesia.*
- Syahromi, T. (2019). *Perbandingan Peramalan Data Pengeluaran Menggunakan Metode Hybrid Sarima dan Holt Winters pada Hotel XYZ. Tesis. Bandung. Universitas Komputer Indonesia.*
- Utami, R. (2019). *Perbandingan Metode Holt Eksponential Smoothing dan Winter Eksponential Perbandingan Metode Holt Exponential Smoothing dan Winter Exponential Smoothing Untuk Peramalan Penjualan Souvenir. September.* <https://doi.org/10.32815/jitika.v11i2.191>
- W. Gikungu, S. (2015). *Forecasting Inflation Rate in Kenya Using SARIMA Model. American Journal of Theoretical and Applied Statistics, 4(1), 15.* <https://doi.org/10.11648/j.ajtas.20150401.13>
- Wibowo, A. (2018). *Model Peramalan Indeks Harga Konsumen Kota Palangka Raya Menggunakan Seasonal ARIMA (SARIMA). Matematika, 17(2), 17–24.* <https://doi.org/10.29313/jmtm.v17i2.3981>

# LAMPIRAN

**Lampiran 1: Data Bulanan Inflasi dan Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Makassar**

<b>N</b>	<b>TAHUN</b>	<b>BULAN</b>	<b>INFLASI</b>	<b>IHK</b>
1	2014	JANUARI	1.2	108.65
2	2014	FEBRUARI	0.25	108.92
3	2014	MARET	0.02	108.94
4	2014	APRIL	0.33	109.3
5	2014	MEI	-0.28	108.99
6	2014	JUNI	0.25	109.26
7	2014	JULI	1.11	110.47
8	2014	AGUSTUS	0.5	111.02
9	2014	SEPTEMBER	0.39	111.45
10	2014	OKTOBER	0.43	111.93
11	2014	NOVEMBER	1.36	113.45
12	2014	DESEMBER	2.69	116.5
13	2015	JANUARI	-0.06	116.43
14	2015	FEBRUARI	-0.19	116.21
15	2015	MARET	0.63	116.94
16	2015	APRIL	0.38	117.38
17	2015	MEI	0.35	117.79
18	2015	JUNI	0.75	118.67
19	2015	JULI	1.29	120.2
20	2015	AGUSTUS	0.44	120.73
21	2015	SEPTEMBER	0.57	121.42
22	2015	OKTOBER	-0.03	121.38
23	2015	NOVEMBER	0.26	121.69
24	2015	DESEMBER	0.7	122.54
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
109	2023	JANUARI	0.67	114.95
110	2023	FEBRUARI	-0.25	114.66
111	2023	MARET	0.75	115.52
112	2023	APRIL	0.2	115.75
113	2023	MEI	0.03	115.79
114	2023	JUNI	0.22	116.05
115	2023	JULI	0.08	116.14
116	2023	AGUSTUS	-0.08	116.05
117	2023	SEPTEMBER	-0.09	115.94
118	2023	OKTOBER	0.4	116.4
119	2023	NOVEMBER	0.16	116.59
120	2023	DESEMBER	0.77	117.49

**Lampiran 2: Residu dari Hasil Ramalan SARIMAX**

<b>N</b>	<b>TAHUN</b>	<b>BULAN</b>	<b>RESIDU</b>
1	2014	JANUARI	0.76
2	2014	FEBRUARI	-0.10
3	2014	MARET	-0.31
4	2014	APRIL	-0.03
5	2014	MEI	-0.58
6	2014	JUNI	-0.11
7	2014	JULI	0.67
8	2014	AGUSTUS	0.13
9	2014	SEPTEMBER	0.02
10	2014	OKTOBER	0.06
11	2014	NOVEMBER	0.90
12	2014	DESEMBER	2.10
13	2015	JANUARI	-0.71
14	2015	FEBRUARI	-0.51
15	2015	MARET	0.39
16	2015	APRIL	0.04
17	2015	MEI	0.23
18	2015	JUNI	0.42
19	2015	JULI	0.63
20	2015	AGUSTUS	0.03
21	2015	SEPTEMBER	0.19
22	2015	OKTOBER	-0.41
23	2015	NOVEMBER	-0.48
24	2015	DESEMBER	-0.55
⋮	⋮	⋮	⋮
109	2023	JANUARI	0.15
110	2023	FEBRUARI	-0.41
111	2023	MARET	0.38
112	2023	APRIL	-0.62
113	2023	MEI	-0.25
114	2023	JUNI	-0.25
115	2023	JULI	-0.69
116	2023	AGUSTUS	-0.23
117	2023	SEPTEMBER	-0.87
118	2023	OKTOBER	0.22
119	2023	NOVEMBER	-0.36
120	2023	DESEMBER	0.61

**Lampiran 3. Sintaks di R Studio****SINTAKS SARIMAX**

```

####SARIMAX
#install packages
library(forecast)
library(MASS)
library(fitAR)
library(tsoutliers)
library(lmtest)
library(stargazer)
library(TSA)
library(ggplot2)
library(astsa)
library(fUnitRoots)
library(strucchange)
library(reshape)
library(Rmisc)
library(fBasics)
library(tseries)
library(car)
library(nortest)
library(portes)
library(knitr)
library(AID)
library(fGarch)
library(rugarch)
library('fpp2')
# INPUT DATA dan PLOT DATA DERET WAKTU 2014-2022
#INFLASI
library(readxl)
JABBAR <- read_excel("D:/DATA INFLASI IHK MKS.xlsx")
JABBAR$INFLASI
ts_inflasi=ts(JABBAR$INFLASI)
ts_inflasi
ts_inflasi1 <- ts(ts_inflasi, start=c(2014,1), end=c(2022, 12), freq=12)
ts_inflasi1
ts.plot(ts_inflasi1, main="TS: INFLASI KOTA MAKASSAR")
summary(ts_inflasi1)
ratarata2=mean(ts_inflasi1)
ratarata2
abline(h=ratarata2,col='red')
stdev(ts_inflasi1)
#IHK
JABBAR$IHK
ts_ihk=ts(JABBAR$IHK)
ts_ihk
ts_ihk <- ts(ts_ihk, start=c(2014,1), end=c(2022, 12), freq=12)
ts_ihk
ts.plot(ts_ihk, main="TS: IHK KOTA MAKASSAR")
summary(ts_ihk)
ratarata3=mean(ihk)
ratarata3

```

```

abline(h=ratarata3,col='red')
stdev(ts_ihk)
# Membuat time series data dari Januari 2014 sampai Desember 2022
ts_inflasi1 <- ts(ts_inflasi, start=c(2014, 1), end=c(2022, 12), freq=12)
ts_inflasi1
ts_ihk <- ts(ts_ihk, start=c(2014, 1), end=c(2022, 12), freq=12)
ts_ihk
# Membuat time series data dari Januari 2023 sampai Desember 2023
ts_inflasi2 <- ts(ts_inflasi, start=c(2023, 1), end=c(2023, 12), freq=12)
ts_inflasi2
ts_ihk1 <- ts(ts_ihk, start=c(2023, 1), end=c(2023, 12), freq=12)
ts_ihk1
# Membuat plot time series data dari Januari 2014 sampai Desember 2022
ts.plot(ts_inflasi1, main="TS: INFLASI KOTA MAKASSAR")
ts.plot(ts_ihk, main="TS: IHK KOTA MAKASSAR")

# Membuat plot time series data dari Januari 2023 sampai Desember 2023
ts.plot(ts_inflasi2, main="TS: INFLASI KOTA MAKASSAR")
ts.plot(ts_ihk1, main="TS: IHK KOTA MAKASSAR")
#ACF DAN PACF INFLASI 2014-2022
ACF.ts_inf<-Acf(ts_inflasi1)
ACF.ts_inf
PACF.ts_inf<-Pacf(ts_inflasi1)
PACF.ts_inf
adf.test(ts_inflasi1)
#ACF DAN PACF IHK 2014-2022
ACF.ts_ihk<-Acf(ts_ihk)
ACF.ts_ihk
PACF.ts_ihk<-Pacf(ts_ihk)
PACF.ts_ihk
adf.test(ts_ihk)
#ACF DAN PACF INFLASI DAN IHK januari 2023- Desember 2023
ACF.ts_inf2<-Acf(ts_inflasi2)
ACF.ts_inf2
PACF.ts_inf2<-Pacf(ts_inflasi2)
PACF.ts_inf2
ACF.ts_ihk1<-Acf(ts_ihk1)
ACF.ts_ihk1
PACF.ts_ihk1<-Pacf(ts_ihk1)
PACF.ts_ihk1
adf.test(ts_inflasi2)
adf.test(ts_ihk1)
#DIFFERENCING IHK 2014-2022
ts_ihk_diffnonmusiman <- diff(ts_ihk, differences = 1)
ts_ihk_diffnonmusiman
adf.test(ts_ihk_diffnonmusiman)
ACFdiff<- Acf(ts_ihk_diffnonmusiman)
ACFdiff
PACFdiff<- Pacf(ts_ihk_diffnonmusiman)
PACFdiff

```

```

#PEMODELAN
fit.ts_inflasi<-Arima(ts_inflasi1, order =c(0,0,0), seasonal=list(order=c(0,0,1),
    periode=12), method = "CSS")
fit.ts_inflasi
coefstest(fit.ts_inflasi)
summary(fit.ts_inflasi)
#DIAGNOSTIK MODEL
#kebebasan sisaan
RESIDU <- fit.ts_inflasi$residuals
RESIDU
ljung_box_test1<-LjungBox(fit.ts_inflasi$residuals)
ljung_box_test1
Box.test(fit.ts_inflasi$residuals,type = "Ljung-Box")
acf(fit.ts_inflasi$residuals, main="RACF")
pacf(fit.ts_inflasi$residuals, main="RPACF")
#kenormalan sisaan
ks.test(fit.ts_inflasi$residuals,"pnorm")
#lillie.test(fit.d1$residuals)
qqnorm(fit.ts_inflasi$residuals, col=6, main="Plot Q-Q")
qqline(fit.ts_inflasi$residuals)
hist(fit.ts_inflasi$residuals, probability = T, main = "Histogram", xlab = "Sisaan")
lines(density(fit.ts_inflasi$residuals), col=6)
# OVERFITTING
overfit.ts_inflasi<-Arima(ts_inflasi1, order = c(0,0,0), seasonal=list(order=c(0,0,1),
    periode=12), method = "CSS")

coefstest(overfit.ts_inflasi)
summary(overfit.ts_inflasi)
#uji diagnostik
ljung_box_test2<-LjungBox(overfit.ts_inflasi$residuals)
ljung_box_test2
RESIDU1<-overfit.ts_inflasi$residuals
RESIDU1
Box.test(overfit.ts_inflasi$residuals,type = "Ljung-Box")
acf(overfit.ts_inflasi$residuals, main="RACF")
pacf(overfit.ts_inflasi$residuals, main="RPACF")
ks.test(overfit.ts_inflasi$residuals,"pnorm")
#FORECAST
par(mfrow=c(1,1))
forecasting.inf<-forecast(ts_inflasi1,model=fit.ts_inflasi,h=12)
forecasting.inf
plot(forecasting.inf,main="Forecast data inflasi kota Makassar", ylab="inflasi",
    xlab="waktu")
fit.data.inf=fitted(fit.ts_inflasi)
lines(fit.data.inf,col="red",type="l",lty=5)
legend("topleft",c("Data aktual","Seasonal ARIMA","Forecast"),
    col=c("black","red","blue"),lty=1, cex=0.8, text.font=1)

```

SINTAKS MODEL HYBRID SARIMAX DENGAN EKSPONENSIAL SMOOTHING  
HOLT WINTERS

```

###METODE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT WINTERS
#DATA RESIDU DARI HASIL PERAMALAN SARIMAX
#INFLASI
library(readxl)
HYBRID <- read_excel("D:/RESIDU FORECAST SARIMAX.xlsx")
HYBRID$RESIDU
ts_residu=ts(HYBRID$RESIDU)
ts_residu
ts_residu1 <- ts(ts_residu, start=c(2014,1), end=c(2022, 12), freq=12)
ts_residu1

hw_residu <- ts(ts_residu1, start = c(2014, 1), frequency = 12)
hw_residu
plot(hw_residu)

#ESHW
hwb.ka.add_residu <- HoltWinters(hw_residu, alpha = NULL, beta = NULL, gamma
= NULL, seasonal= "additive")
hwb.ka.add_residu
hwb.ka.multi_residu <- HoltWinters(hw_residu, alpha = NULL, beta = NULL,
gamma = NULL, seasonal = "multiplicative")
hwb.ka.multi_residu

#Ukuran Kesalahan
### Metode Additive
mse.add_residu = hwb.ka.add_residu$SSE/frequency(hwb.ka.add_residu$fitted)
rmse.add_residu = sqrt(mse.add_residu)
mape.add_residu = mean(abs(hw_residu-
hwb.ka.add_residu$fitted[,1])/hw_residu)*100
mse.add_residu
rmse.add_residu
mape.add_residu

### Metode Multiplicative
mse.multi_residu = hwb.ka.multi_residu$SSE/frequency(hwb.ka.multi_residu$fitted)
rmse.multi_residu = sqrt(mse.multi_residu)
mape.multi_residu=mean(abs(hw_residu-
hwb.ka.multi_residu$fitted[,1])/hw_residu)*100
mse.multi_residu
rmse.multi_residu
mape.multi_residu

### Prediksi dengan model terbaik
pred.ka1_residu = predict(hwb.ka.add_residu, 12)
pred.ka1_residu
pred.ka_residu = predict(hwb.ka.multi_residu, 12)
pred.ka_residu

```

```
### PLOT
```

```
plot(hw_residu, main = "Inflasi Kota Makassar", lwd = 2, col = "blue", xlim =  
c(2014,2023), type = "o", pch = 15)  
limitDate = end(hw_residu)[1]+ (end(hw_residu)[2]+-1)/frequency(hw_residu)  
abline(v=limitDate ,lty=4)  
lines (hwb.ka.multi_residu$fitted[,1], lwd = 2, col= "green", type = "o", pch = 12)  
lines (pred.ka, col= "red", type = "o", pch = 10)  
legend("topleft", legend = c("Data aktual", "fitted Value", "Peramalan"), col =  
c("blue", "green", "red"),  
lty = 1, pch = c(15, 12, 10), cex = 0.8, inset = 0.02)
```

```
### PLOT
```

```
plot(hw_residu, main = "Inflasi Kota Makassar", lwd = 2, col = "blue", xlim =  
c(2014,2023), type = "o", pch = 15)  
limitDate = end(hw_residu)[1]+ (end(hw_residu)[2]+-1)/frequency(hw_residu)  
abline(v=limitDate ,lty=4)  
lines (hwb.ka.add_residu$fitted[,1], lwd = 2, col= "green", type = "o", pch = 12)  
lines (pred.ka1_residu, col= "red", type = "o", pch = 10)  
legend("topleft", legend = c("Data aktual", "fitted Value", "Peramalan"), col =  
c("blue", "green", "red"),  
lty = 1, pch = c(15, 12, 10), cex = 0.8, inset = 0.02)
```

#### Lampiran 4. *Curriculum vitae*

##### A. Data Pribadi

- 1 Nama : Abdul Jabbar
- 2 Tempat, tgl. lahir : Talamangape, 28 Oktober 1998
- 3 Alamat : Bontonompo, Kabupaten Gowa
- 4 Kewarganegaraan : Indonesia

##### B. Riwayat Pendidikan

- 1 Tamat SLTA tahun 2016 di SMA Negeri 3 GOWA
- 2 Sarjana (S1) tahun 2020 di Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar
- 3 Magister (S2) tahun 2025 di Universitas Hasanuddin

##### C. Riwayat Pekerjaan

- Jenis Pekerjaan : Guru Matematika Tingkat SMA
- NIK : -
- Jabatan : Guru Tidak Tetap

##### D. Karya Ilmiah yang telah dipublikasi

- 1 Abbas, Baharuddin, Abdul Jabbar, Andi Halimah, and A. Sriyanti. 2020. "Pengembangan Modul Matematika Materi Perbandingan Berbasis Contextual Teaching Learning (CTL) SMP". *Alauddin Journal of Mathematics Education* 2 (2), 151-65. <https://doi.org/10.24252/ajme.v2i2.16346>.

##### E. Makalah pada Seminar/Konferensi Ilmiah Nasional dan Internasional

- 1 Abbas, Baharuddin, Abdul Jabbar, Andi Halimah, and A. Sriyanti. 2020. "Pengembangan Modul Matematika Materi Perbandingan Berbasis Contextual Teaching Learning (CTL) SMP". *Alauddin Journal of Mathematics Education* 2 (2), 151-65. <https://doi.org/10.24252/ajme.v2i2.16346>.