

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 (α, β, γ) 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 interatif 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 α_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), α_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 α , β , dan γ . Nilai α digunakan sebagai parameter untuk menyaring keseluruhan data, sedangkan β digunakan untuk menyaring tren, dan γ digunakan untuk menyaring komponen musiman. Nilai α , β , dan γ 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 Exponential Smoothing*. Metode ini membutuhkan tiga parameter penghalusan, yaitu α (untuk tingkat "level" dari proses), β (untuk penghalusan tren), dan γ (untuk komponen musiman). Makridakis, dkk (1999) menyatakan bahwa nilai-nilai α , β , dan γ 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 , α adalah Konstanta perataan untuk data asli, $0 < \alpha < 1$, β adalah Konstanta perataan untuk pola tren $0 < \beta < 1$, γ 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, α adalah parameter eksponensial $0 < \alpha < 1$, β adalah parameter komponen tren $0 < \beta < 1$, γ 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.

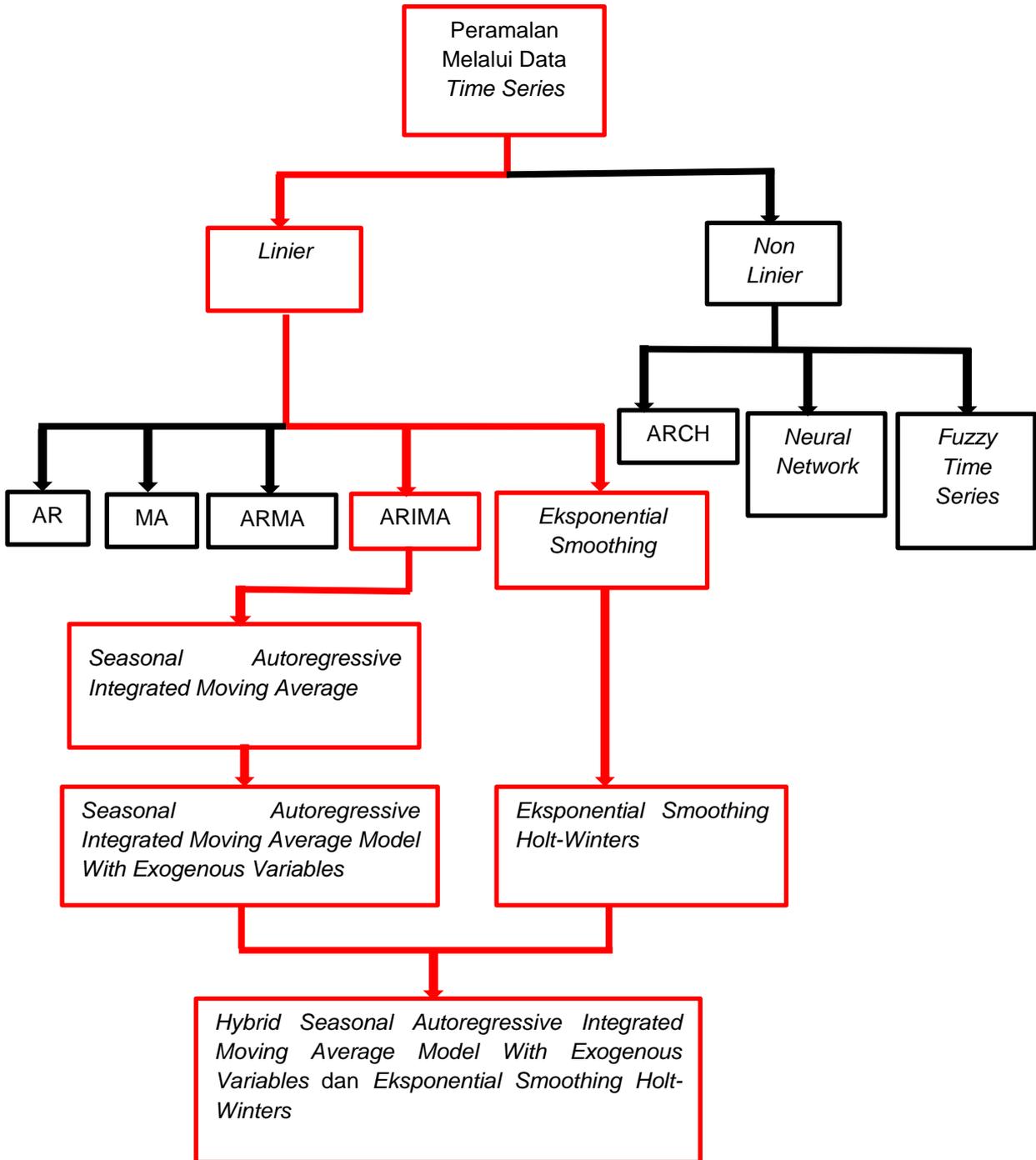
Tabel 1.1 Signifikasi Nilai MAPE

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.

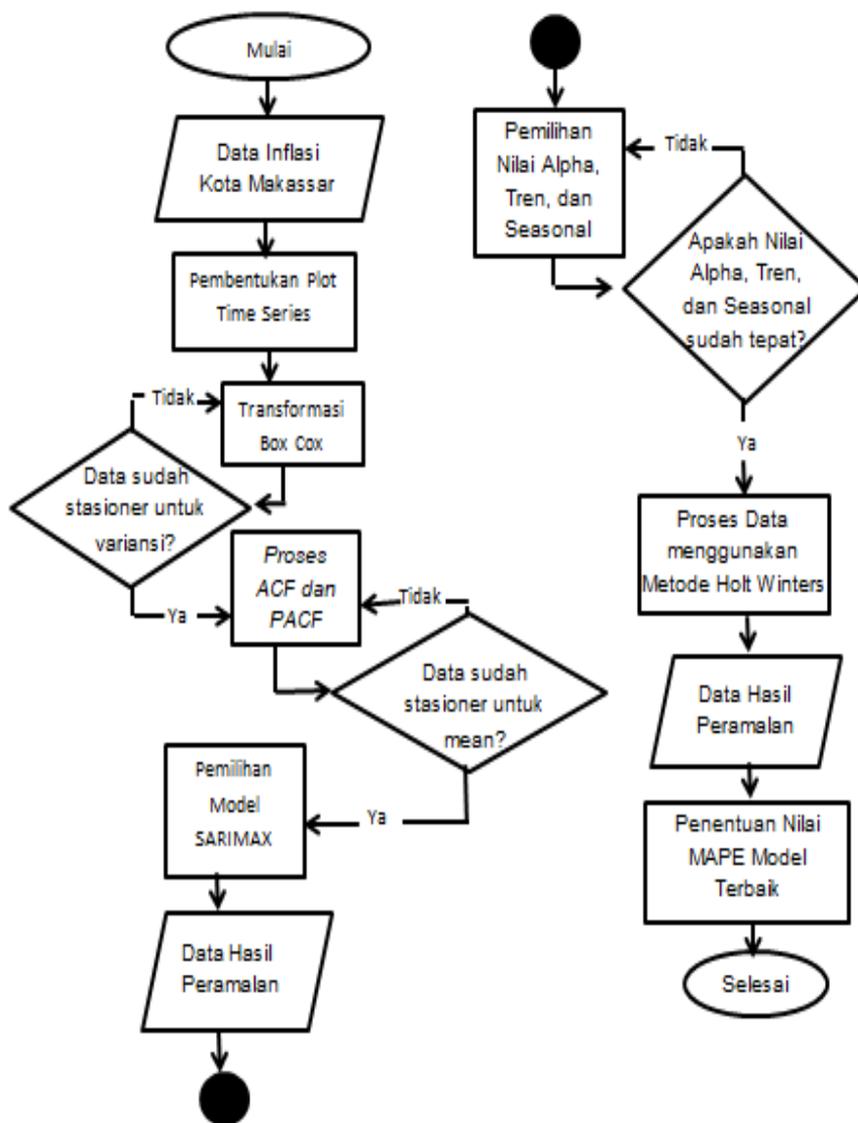
2.3 Analisis Data

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*.