

**PENERAPAN METODE *TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING WINTER'S* DALAM
MERAMALKAN LAJU INFLASI
(Studi Kasus : Data Inflasi Di Indonesia Tahun 2016-2023)**

Wa Ode Israwati¹⁾

¹⁾Program Studi Matematika, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Halu Oleo, Kendari, Indonesia
Email: wdisrawati24@gmail.com

Ruslan^{2,a)}, Muhammad Kabil Djafar^{1,b)}

²⁾Program Studi Statistika, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Halu Oleo, Kendari, Indonesia
Email: ^{a)}rushlan_a@yahoo.com, ^{b)}muh.kabiljafar@uho.ac.id

ABSTRAK

Inflasi adalah suatu indikator untuk melihat stabilitas ekonomi suatu wilayah yang menunjukkan perkembangan harga barang dan jasa secara terus menerus. Kestabilan laju Inflasi merupakan hal yang sangat penting karena berkaitan dengan pertumbuhan ekonomi yang akan berdampak pada peningkatan kesejahteraan masyarakat. Salah satu cara mengendalikan inflasi dengan menggunakan peramalan. Peramalan adalah kegiatan yang digunakan untuk memperkirakan sesuatu yang belum terjadi atau yang akan terjadi di masa yang akan datang. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan laju inflasi di Indonesia pada tahun 2023. Data yang digunakan adalah data Inflasi di Indonesia pada tahun 2016-2023. Metode yang digunakan untuk meramalkan laju inflasi adalah Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winter's*. Metode tersebut memiliki tiga parameter yaitu α , β dan γ dipilih dengan melihat nilai akurasi peramalan *Mean Squared Error* (MSE) yang terkecil. Pada Metode *Triple Exponential Smoothing Winter's* terdapat dua model yaitu model aditif dan model multiplikatif, untuk pemilihan model terbaik akan dibandingkan dengan melihat nilai akurasi peramalan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang terkecil. Berdasarkan hasil penelitian diperoleh nilai parameter $\alpha = 0,9993$, $\beta = 0,0001$ dan $\gamma = 0,0006$, dengan nilai akurasi peramalan MSE sebesar 0.008365. Serta diperoleh model terbaik adalah *Triple Exponential Smoothing Winter's* model Multiplikatif dengan nilai akurasi peramalan MAPE sebesar 6,42%.

Kata Kunci: Paramalan, *Triple Exponential Smoothing Winter's*, Aditif, Multiplikatif, MSE, MAPE.

ABSTRACT

The Inflation is an indicator to see the economic stability of a region that shows the continuous development of the prices of goods and services. The stability of the inflation rate is very important because it is related to economic growth which will have an impact on improving people's welfare. One way to control inflation is by using forecasting. Forecasting is an activity used to estimate something that has not yet happened or that will happen in the future. This study aims to forecast the inflation rate in Indonesia in 2023. The data used is Inflation data in Indonesia in 2016-2023. The method used to forecast the inflation rate is the Holt-Winter's Triple Exponential Smoothing Method. The method has three parameters, namely α , β and γ , selected by looking at the smallest Mean Squared Error (MSE) forecasting accuracy value. In the Winter's Triple Exponential Smoothing Method there are two models, namely the additive model and the multiplicative model, for the selection of the best model will be compared by looking at the smallest Mean Absolute Percentage Error (MAPE) forecasting accuracy value. Based on the research results, the parameter value $\alpha = 0.9993$, $\beta = 0.0001$ and $\gamma = 0.0006$ was

obtained, with a MSE forecasting accuracy value of 0.008365. And the best model obtained is the Triple Exponential Smoothing Winter's Multiplicative model with a MAPE forecasting accuracy value of 6.42%.

Keywords: *Forecasting, Winter's Triple Exponential Smoothing, Additive, Multiplicative, MSE, MAPE.*

1. Pendahuluan

Laju Inflasi adalah kenaikan harga barang dan jasa secara umum dalam suatu wilayah dan waktu tertentu. Peningkatan laju Inflasi secara umum disebabkan oleh peningkatan jumlah uang yang beredar melebihi pertumbuhan ekonomi, nilai tukar rupiah dan adanya permintaan tinggi terhadap suatu barang (Fitria dan Anwar, 2020). Kestabilan laju Inflasi merupakan hal yang sangat penting karena berkaitan dengan pertumbuhan ekonomi yang akan berdampak pada peningkatan kesejahteraan masyarakat.

Peramalan (*forecasting*) merupakan studi terhadap data historis atau data yang telah lampau untuk menemukan hubungan, kecenderungan, dan pola data yang sistematis (Makridakis dkk., 1999). Peramalan merupakan suatu perkiraan untuk suatu kejadian diwaktu yang akan datang. Untuk diperoleh hasil peramalan yang baik dan perlu tersedia data deret waktu yang memadai dan pemilihan metode peramalan yang tepat sesuai dengan karakteristik dari data deret waktu yang diketahui melalui hasil identifikasi yang dilakukan sebelum dilakukannya proses pemodelan dan peramalan. Peramalan yang baik yang salah satunya dicirikan dengan tingkat keakuratan dan kemampuan menirukan perilaku data deret waktu historisnya (Ruhiat dan Suwanda, 2019). Pemilihan suatu model data deret waktu dapat dilakukan dengan mempertimbangkan jenis pola data, sehingga metode yang paling tepat dengan pola tersebut diuji. Salah satu metode dalam peramalan adalah metode *Exponential Smoothing*.

Metode Penghalusan Eksponensial (*Eksponensial Smoothing*) merupakan metode yang paling banyak digunakan dalam peramalan yang dapat dikaitkan dengan kesederhanaan, kemudahan menyesuaikan respon terhadap perubahan dalam proses perkiraan dan akurasi yang wajar. Kelebihan utama dari Metode *Exponential Smoothing* adalah dilihat dari kemudahan dalam operasi yang relatif rendah dan ketepatan dalam peramalan lebih baik dibandingkan dengan menggunakan *Moving Average* (Hariyono dkk., 2017).

Metode *Exponential Smoothing* terbagi menjadi tiga bagian yaitu *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing*. Metode *Single Exponential Smoothing* digunakan pada data *time series* yang tidak terdapat pola *trend* ataupun musiman (*seasonal*). Metode *Double Exponential Smoothing* digunakan

untuk data *time series* yang terdapat pola *trend* namun tidak mengandung pola data musiman. Menurut (Makridakis dkk., 1999), Metode *Triple Exponential Smoothing* merupakan metode yang tepat untuk digunakan apabila pola data menunjukkan adanya kecenderungan (*trend*) dan komponen musiman. Dengan dikembangkannya parameter persamaan ketiga yaitu "*Holt-Winters*" yang terbagi dua tergantung model musimannya yaitu model aditif dan multiplikatif. Kelebihan dari metode ini mampu mengatasi pola data *trend* dan musiman yang muncul secara bersamaan. Penelitian ini diharapkan dapat meramalkan data deret waktu dengan tingkat keakuratan yang relatif baik. Oleh karena itu penulis tertarik melakukan penelitian ini dengan judul "*Penerapan Metode Triple Exponential Smoothing Winter's Dalam Meramalkan Laju Inflasi*".

Pada bagian kedua membahas mengenai Peramalan dan Metode *Triple Exponential Smoothing*. Pada bagian ketiga menjelaskan tentang Metode penelitian yang akan dilakukan dalam penelitian ini. Pada bagian keempat menjelaskan tentang hasil penelitian yang telah dilakukan. Dan pada bagian kelima membahas tentang kesimpulan dan saran untuk penelitian selanjutnya.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Inflasi

Inflasi merupakan salah satu indikator untuk melihat stabilitas ekonomi suatu wilayah yang menunjukkan perkembangan harga barang dan jasa secara terus menerus (Udin dan Jatipaningrum, 2020).

Angka Inflasi dihitung' oleh Badan Pusat Statistik (BPS) dari persentase perubahan Indeks Harga Konsumen (IHK) pada suatu saat dibandingkan dengan IKH pada periode sebelumnya. IHK adalah perbandingan dengan harga-harga barang dan jasa tersebut pada tahun dasar dan dinyatakan dalam persen. Untuk dapat menghitung IHK diperlukan data dan informasi yang luas, yang diperoleh dari survey biaya hidup berdasarkan harga pasar untuk berbagai macam barang dan jasa yang mencerminkan pola konsumsi masyarakat (Gilarso, 2013).

2.2. Peramalan

Peramalan adalah suatu teknik untuk memprediksi atau memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data masa lalu maupun data masa saat ini. Peranan peramalan menjelajah ke dalam banyak bidang seperti

ekonomi, keuangan, pemasaran, produksi, riset operasional, administrasi negara, meteorologi, geofisika, kependudukan, dan pendidikan (Aswi dan Sukarna, 2006).

Metode peramalan dapat dibagi dalam dua kategori, yaitu metode kualitatif dan metode kuantitatif. Metode kualitatif lebih banyak menuntut analisis yang didasarkan pada pemikiran intuitif, perkiraan logis dan informasi atau pengetahuan yang telah diperoleh peneliti sebelumnya. Sedangkan pada metode kuantitatif dibutuhkan informasi masa lalu yang dikuantitatifkan dalam bentuk data numerik. Metode peramalan secara kuantitatif mendasarkan ramalannya pada metode statistika dan matematika. Nilai dari peramalan yang baik ditentukan oleh adanya penyimpangan antara hasil peramalan dengan kenyataan yang terjadi. Metode yang baik adalah metode yang apabila digunakan memberikan hasil atau nilai kesalahan (*error*) terkecil.

Menurut (Makridakis dkk., 1999), peramalan kuantitatif dapat diterapkan ketika terdapat situasi sebagai berikut:

1. Terdapat informasi masa lalu.
2. Informasi tersebut dapat dikuantitatifkan dalam bentuk data numerik.
3. Dapat diasumsikan bahwa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut dimasa yang akan datang.

2.3. Analisis Data Deret Waktu (*Time Series*)

Data *Time Series* adalah jenis data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu. Analisis data deret waktu merupakan salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilitas keadaan yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan (Tauryawati dan Irawan, 2014).

Salah satu hal penting dalam melakukan suatu peramalan adalah dengan memilih metode yang tepat dengan mempertimbangkan pola data, sehingga metode yang cocok dengan pola data tersebut dapat dilakukan pengujian. Terdapat 4 komponen yang digunakan dalam menganalisis data *time series* yaitu sebagai berikut (Ginting R, 2007):

a. Pola Horizontal (H)

Pola horizontal merupakan kejadian yang tak terduga dan bersifat acak, tetapi kemunculannya dapat mempengaruhi fluktuasi pada data *time series*. Pola data ini terjadi apabila data berfluktuasi disekitar rata-rata yang konstan. Fluktuasi di sini adalah data naik dan turun tergantung pada kondisi data yang satu dengan data yang lain. Deret seperti ini stasioner terhadap nilai rata-ratanya.

b. Pola Trend (T)

Pola *Trend* merupakan kecenderungan arah data dalam jangka panjang, dapat berupa kenaikan atau penurunan. Pola data ini terjadi apabila terdapat

kenaikan dan penurunan sekuler jangka panjang dalam data.

c. Pola Musiman (S)

Pola Musiman merupakan fluktuasi dari data yang terjadi secara periodik dalam kurun waktu satu tahun. Pola data ini terjadi jika data disetiap periode membentuk pola yang sama atau berulang secara periodik yang bergerak secara bebas. Pola ini memiliki karakteristik di mana puncak dan lembah berulang dalam periode yang konsisten.

d. Pola Siklis (S)

Pola siklis merupakan fluktuasi dari data untuk waktu yang lebih dari satu tahun. Pola siklis memiliki karakter dari pergerakan seperti gelombang yang lebih panjang dari satu tahun dan belum tentu terulang pada interval waktu yang sama. Pola data ini terjadi apabila datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang yang berhubungan dengan siklus bisnis.

2.4. Stasioneritas

Asumsi runtun waktu yang stasioner adalah deret waktu yang mempunyai rata-rata dan variansi konstan sepanjang waktu. Dengan kata lain data deret waktu yang stasioner adalah data yang tidak mengalami kenaikan atau penurunan yang signifikan. Untuk mengetahui kestasioneran suatu data, dapat dilihat melalui plot atau grafik. Tetapi untuk mengetahui pasti mengenai kestasioneran suatu data, dapat digunakan Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Dengan melakukan Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) dapat diketahui ada atau tidaknya akar unit, jika terdapat akar unit artinya data tersebut belum stasioner, dan sebaliknya jika data tidak mengandung akar unit maka data tersebut stasioner (D.Rosadi, 2011). Model umum Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) adalah sebagai berikut:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \phi \sum_{i=1}^p \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

Dengan $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ dan $\delta = \beta_1 - 1$

Hipotesis yang digunakan dalam Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) sebagai berikut:

$$ADF - test = \frac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})} \quad (2.2)$$

dimana:

$\hat{\delta}$ menyatakan estimasi *least square* dari δ
 $se(\hat{\delta})$ menyatakan *standart error* dari estimasi *least square* dari δ

δ menyatakan koefisien parameter dari model.

Kriteria dalam Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) berdasarkan *p-value* adalah jika *p-value* < 0,05 maka tolak H_0 , artinya tidak terdapat akar unit maka data stasioner.

2.5. Autocorrelation Function

Autocorrelation Function (ACF) atau fungsi autokorelasi merupakan keeratan hubungan linier suatu peubah pada waktu saat ini dan waktu yang lalu (*lag*). Dalam deret waktu, autokorelasi digunakan sebagai alat identifikasi adanya pengaruh waktu terhadap nilai pengamatan, yakni nilai pengamatan pada periode sebelumnya (Handoyo dan Prasajo, 2017).

Kestasioneran data dapat dilihat dari plot *Autocorrelation Function* (ACF) pada suatu data. Apabila pola data *Autocorrelation Function* (ACF) turun mendekati nol secara cepat, pada umumnya setelah *lag* pertama atau kedua maka dapat dikatakan stasioner.

Pada data nonstasioner apabila terdapat unsur *trend* dalam data, yaitu mengalami kenaikan dan penurunan seiring bertambahnya periode waktu. Pada data nonstasioner yang memiliki unsur *trend* akan memiliki nilai *Autocorrelation Function* (ACF) yang signifikan pada *lag-lag* awal kemudian mengecil secara bertahap (Hanker dan Wichers, 2005).

2.6. Metode Peramalan Exponential Smoothing

Metode *Exponential Smoothing* adalah suatu prosedur yang secara terus-menerus memperbaiki peramalan dengan rata-rata (menghaluskan=*smoothing*) nilai masa lalu dari suatu data runtun waktu dengan cara menurun (*exponential*) (Mursidah dkk., 2021).

Metode ini memerlukan penentuan parameter, dimana parameter ini berfungsi untuk menentukan besarnya bobot yang tidak sama untuk data masa lalu, nilai parameter ini terletak antara 0 dan 1. (Nurmaulidar dkk., 2016).

2.6.1 Single Exponential Smoothing

Single Exponential Smoothing adalah metode pemulusan yang lebih cocok untuk meramalkan hal-hal yang fluktuasi secara acak atau sesuatu yang tidak teratur. Metode ini mengasumsikan data berfluktuasi sekitar nilai rata-rata yang tetap, tanpa adanya *trend* atau pola pertumbuhan yang konsisten (Marizal dan Mutiarani, 2022). Rumus untuk *Single Exponential Smoothing* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} S_t &= \alpha(X_{t-1} - S_{t-1}) + S_{t-1} \\ &= (\alpha X_{t-1} - \alpha S_{t-1}) + S_{t-1} \\ &= X_{t-1} - \alpha S_{t-1} + S_{t-1} \\ S_t &= \alpha X_{t-1} + (1 - \alpha)S_{t-1} \end{aligned} \quad (2.3)$$

dimana:

S_t = Pemulusan Eksponensial pada tahun ke- t
 S_{t-1} = Pemulusan Eksponensial pada tahun ke- $t - 1$
 X_{t-1} = Data ke- $t - 1$
 α = konstanta parameter pemulusan ($0 < \alpha < 1$)

2.6.2 Metode Double Exponential Smoothing

Double Exponential Smoothing merupakan jenis peramalan yang dilakukan apabila pada data

terdapat adanya *trend* atau perubahan yang konsisten pada data yang telah diperoleh. *Trend* disini maksudnya estimasi yang diramalkan dari pertumbuhan rata-rata masing-masing akhir periode (Maricar, 2019).

Metode *Double Exponential Smoothing Holt* menggunakan dua parameter dalam pemulusannya. Metode ini memuluskan nilai *trend* dan deret yang asli menggunakan parameter yang berbeda. Paramalan dengan metode ini menggunakan konstanta α dan β (dengan nilai antara 0 sampai 1). Rumus untuk Pemulusan Eksponensial ganda adalah sebagai berikut:

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.4)$$

Untuk menghitung pemulusan untuk *trend* digunakan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} b_1 &= \beta(S_1 - S_{1-1}) + (1 - \beta)b_{1-1} \\ b_2 &= \beta(S_2 - S_{2-1}) + (1 - \beta)b_{2-1} \\ &\vdots \\ b_t &= \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \end{aligned} \quad (2.5)$$

di mana:

S_t = Pemulusan Eksponensial pada tahun ke- t
 S_{t-1} = Pemulusan Eksponensial pada tahun ke- $t-1$
 α = Konstanta parameter pemulusan ($0 < \alpha < 1$)
 β = Konstanta parameter pemulusan *trend* ($0 < \beta < 1$)
 b_{t-1} = Pemulusan *trend* pada tahun ke- $t-1$
 b_t = Pemulusan *trend*
 X_t = Data ke- t

2.6.3 Metode Triple Exponential Smoothing (Winter's)

Menurut (Makridakis dkk., 1999) metode *Winter's* merupakan metode yang dapat menangani faktor musiman dan *trend* secara langsung.. Keuntungan dari metode *Winter's* adalah memiliki kemampuan yang sangat baik dalam meramalkan data yang memiliki pola *trend* dan musiman. Metode *Winter's* digunakan untuk meramalkan suatu hasil yang disesuaikan dengan variasi *trend* dan musiman yang tidak dapat diatasi oleh metode *Moving average* dan metode *Exponential Smoothing*.

Metode ini merupakan perkembangan dari metode pemulusan eksponensial sederhana yang menggunakan tiga konstanta pemulusan yaitu α , β dan γ . Menurut Holt (2004), α merupakan parameter yang mengontrol penghalusan relatif pada pengamatan yang baru dilakukan, β merupakan parameter yang mengontrol penghalusan relatif pada pengamatan yang baru dilakukan untuk mengestimasi kemunculan unsur kecenderungan, dan γ merupakan parameter yang mengontrol penghalusan relatif pada pengamatan yang baru dilakukan untuk mengestimasi kemunculan unsur musiman. Parameter α , β dan γ bernilai konstanta yang nilainya berada diantara 0 dan 1 dan ditentukan secara subjektif atau dengan

meminimalkan nilai kesalahan dari estimasi tersebut (Fitria dan Anwar, 2020).

1. Pemulusan Eksponensial *Winter's* Multiplikatif

Pemulusan Eksponensial *Winter's* model Multiplikatif digunakan jika plot Data asli menunjukkan fluktuasi data musiman yang bervariasi. Persamaan yang digunakan pada model Multiplikatif adalah sebagai berikut:

Persamaan menghitung pemulusan keseluruhan:

$$S_t = \alpha \frac{X_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.6)$$

Persamaan menghitung pemulusan *trend*:

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.7)$$

Persamaan menghitung pemulusan musiman:

$$I_t = \gamma \frac{X_t}{S_t} + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (2.8)$$

Persamaan menghitung nilai peramalan dengan model multiplikatif:

$$F_t = (S_t + b_t)I_{t-L} \quad (2.9)$$

$$F_{t+m} = (S_t + mb_t)I_{t-L+m} \quad (2.10)$$

(Makridakis dkk., 1999)

2. Pemulusan Eksponensial *Winter's* Aditif

Pemulusan Eksponensial *Winter's* model Aditif digunakan jika plot data menunjukkan fluktuasi data musiman yang relatif stabil. Persamaan yang digunakan pada model aditif adalah sebagai berikut:

Persamaan untuk menghitung pemulusan keseluruhan:

$$S_t = \alpha(X_t - I_{t-L}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.11)$$

Persamaan untuk menghitung pemulusan *trend*:

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.12)$$

Persamaan untuk menghitung pemulusan musiman:

$$I_t = \gamma(X_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (2.13)$$

Persamaan untuk menghitung nilai peramalan dengan model Aditif:

$$F_t = S_t + b_t + I_{t-L} \quad (2.14)$$

$$F_{t+m} = S_t + mb_t + I_{t-L+m} \quad (2.15)$$

di mana:

S_t = Pemulusan keseluruhan

b_t = Pemulusan *trend*

X_t = Nilai aktual priode t

α = Koefisien pemulus untuk data ($0 < \alpha < 1$)

β = Korfisien pemulus untuk *trend* ($0 < \beta < 1$)

γ = Koefisien pemulus untuk musiman ($0 < \gamma < 1$)

I_t = Pemulusan musiman

L = Panjang musim

m = Periode waktu yang akan diramalkan

F_{t+m} = Ramalan untuk m periode ke depan dari t

(Makridakis dkk., 1999)

2.7. Koefisien Pemulusan

Metode *Exponential Smoothing Winter's* didasarkan pada tiga unsur yaitu unsur stasioner, *trend* dan musiman untuk setiap periode dan memberikan tiga pembobotan dalam prediksinya, yaitu α , β , dan γ .

a. Alpha (α) merupakan koefisien yang mengontrol pemulusan relatif pada pengamatan yang baru dilakukan. Jika alpha bernilai mendekati 1 maka hanya mengamatan terbaru yang digunakan secara eksklusif. Sebaliknya bila alpha mendekati 0 maka pengamatan yang lain dihitung dengan bobot sepadan dengan yang terbaru.

b. Beta (β) merupakan koefisien yang mengontrol pemulusan relatif pada pengamatan yang baru dilakukan untuk mengestimasi kemunculan *trend* nilai beta berkisar dari 0 samapi 1.

c. Gamma (γ) merupakan koefisien yang mengontrol pemulusan relatif pada pengamatan yang baru dilakukan untuk mengestimasi kemunculan unsur musiman. Nilai gamma berkisar dari 0 sampai 1.

Besarnya koefisien α , β dan γ memiliki jarak diantara 0 dan 1 yang ditentukan secara subjektif atau dengan meminimalkan kesalahan dari estimasi tersebut (Mulayana, 2004).

2.8. Ukuran Ketepatan Peramalan

Metode peramalan yang paling sesuai pada umumnya di tentukan dengan melihat kesalahan peramalan yang terkecil. Menghitung kesalahan peramalan sering pula disebut dengan menghitung ketepatan pengukuran (*accurary measures*). Untuk menguji ketepatan peramalan, maka dibutuhkan indikator ketepatan ramalan (Fitria dan Anwar, 2020).

1. Mean Squared Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) merupakan suatu alternatif yang dapat mengevaluasi suatu peramalan, di mana disetiap kesalahan atau sisa dikuadratkan yang kemudian dijumlahkan dan dibagi dengan keseluruhan jumlah observasi. Semakin kecil nilai MSE maka semakin kecil pula nilai kesalahan peramalan yang diberikan. Nilai MSE dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$MSE = \sum_{t=1}^n \frac{(X_t - F_t)^2}{n} \quad (2.16)$$

di mana:

X_t : nilai sebenarnya pada periode t

F_t : nilai peramalan pada periode ke- t

2. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan untuk mengukur ketepatan nilai peramalan yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata persentase *Absolute* kesalahan peramalan. Adapun rumus untuk menghitung nilai MAPE adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - F_t|}{X_t} \times 100\% \quad (2.17)$$

MAPE dapat digunakan untuk mengevaluasi kinerja dari berbagai macam model peramalan. Model peramalan yang baik dapat dilihat dengan nilai MAPE yang lebih kecil (Chang dkk., 2007). Kriteria nilai dari MAPE adalah sebagai berikut:

Tabel 2.1 Kriteria Nilai MAPE

| MAPE | Kriteria Nilai MAPE |
|---------|-------------------------------|
| < 10% | Kemampuan ramalan sangat baik |
| 10%-20% | Kemampuan ramalan baik |
| 20%-50% | Kemampuan ramalan cukup |
| > 50% | Kemampuan ramalan buruk |

3. Metode Penelitian

a. Bahan

Peneliti menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing Winter's*. Penelitian ini menggunakan data sekunder yang bersumber dari website resmi <https://sultra.bps.go.id>. Dengan data yang digunakan yaitu Data Inflasi di Indonesia pada tahun 2016-2023 ($n = 90$). Data dibagi menjadi 2 bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Dimana data *training* dari Januari 2016-Desember 2020 sebanyak 60 dan untuk data *testing* adalah pada Januari 2021-Juni 2023 sebanyak 30 data.

b. Metode Analisis

Penelitian ini akan dilakukan analisis *time series* dengan metode *Triple Exponential Smoothing Winter's* untuk memperoleh model terbaik dan mendapat hasil peramalan sehingga dilakukan peramalan pada data Inflasi di Indonesia pada tahun 2016-2023. Penelitian ini menggunakan *Software R-Studio*, *Minitab-19* dan *Microsoft Excel* dengan prosedur penelitian sebagai berikut:

1. Studi Literatur.
2. Melakukan Pengumpulan data Inflasi pada Januari 2016-Juni 2023 yang diperoleh dari website resmi BPS.
3. Melakukan pemrosesan data penelitian menggunakan *Software Minitab-19* untuk melihat pola data.
4. Menguji asumsi pengujian stasioneritas untuk melihat adanya pola *trend* dan pola musiman.
5. Menghitung nilai *Triple Exponential Smoothing*:

a. Menghitung model peramalan dengan Metode *Exponential Smoothing Triple Winter's* (Aditif) dengan cara:

- Menentukan taksiran nilai awal pemulusan keseluruhan (S_0), pemulusan *trend* (b_0) dan indeks musiman (I_t).
- Menentukan inisialisasi koefisien pemulusan yang optimum α, β, γ , dengan bantuan *software R-Studio*. Peletakan koefisien tersebut yaitu koefisien α untuk pemulusan keseluruhan, β untuk pemulusan *trend* dan γ untuk pemulusan musiman.
- Menghitung nilai pemulusan keseluruhan (S_t), pemulusan *trend* (b_t), pemulusan musiman (I_t) dan nilai ramalan (F_t). Berturut-turut berdasarkan model aditif.
- Menghitung Akurasi model dengan MSE & MAPE untuk menentukan nilai kesalahan peramalan yang terkecil.

b. Menghitung model peramalan dengan *Exponential Smoothing Triple Winter's* (Multiplikatif) dengan cara yang sama pada langkah a.

6. Memilih metode terbaik dari metode pemulusan *eksponential* model Aditif atau model Multiplikatif, dengan membandingkan nilai kesalahan peramalan yang terkecil dilihat berdasarkan pengukuran kesalahan peramalan menggunakan MSE & MAPE.

7. Memprediksi nilai Inflasi di Indonesia untuk 5 bulan yang akan datang serta menginterpretasi model.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Deskripsi Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data Inflasi di Indonesia pada Januari 2016 sampai dengan Juni 2023 yaitu sebanyak 90 data ($n = 72$), data tersebut ditampilkan pada lampiran. Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *training* dengan periode Januari 2016 sampai Desember 2020 sebanyak 60 data dan *testing* dengan periode Januari 2021 sampai Juni 2023 sebanyak 30 data. Dimana data *training* digunakan untuk mendapatkan nilai *Mean Square Error* (MSE) yang terkecil dengan mengkombinasikan nilai α, β dan γ . Data *testing* digunakan untuk mengetahui tingkat akurasi hasil peramalan, sehingga dapat ditentukan model terbaik yang akan digunakan untuk meramalkan laju Inflasi di Indonesia.

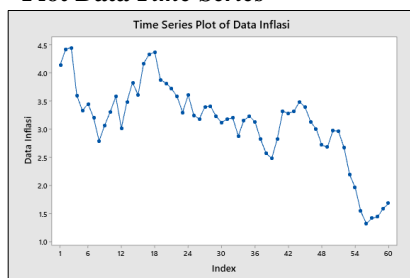
Tabel 4.1 Deskripsi Data

| N | Varia bel | Max | Min | Rata- rata | Standar Deviasi |
|---|--------------|-----|-----|---------------|--------------------|
| | | | | | |

| | | | | | |
|----|--------------|--------|--------|--------|------|
| 60 | Data Inflasi | 4,45 % | 1,32 % | 3,12 % | 0,74 |
|----|--------------|--------|--------|--------|------|

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat disimpulkan, bahwa data Inflasi di Indonesia mengalami kenaikan pada Maret 2016 sejumlah 4,45% dan Inflasi paling rendah terjadi pada Agustus 2020 sejumlah 1,32 %. Dengan jumlah rata-rata setiap tahun sebanyak 3,12 % dan standar deviasi sebanyak 0,74.

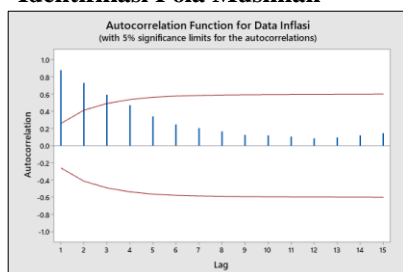
4.2. Plot Data Time Series



Gambar 4.1. Data Inflasi Indonesia dari Januari 2016-Desember 2020

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat disimpulkan bahwa pergerakan data Inflasi di Indonesia selama periode Januari 2016 sampai dengan Desember 2020 mengalami fluktuasi atau data yang berulang pada bulan (periode) tertentu, yaitu cenderung mengalami kenaikan pada bulan Januari dan Februari dan mengalami penurunan pada bulan Agustus dan September. Selanjutnya data tersebut juga dipengaruhi oleh pola kecenderungan karena penurunan fluktuasi dari kiri atas ke kanan bawah pada grafik. Dari grafik tersebut dapat disimpulkan bahwa data tidak stasioner.

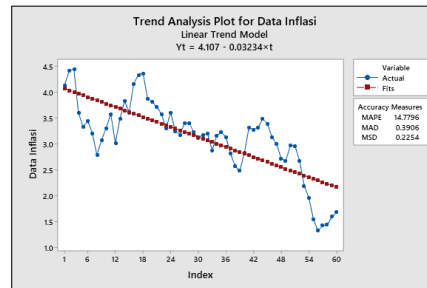
4.2.1 Identifikasi Pola Musiman



Gambar 4.2 Plot ACF dari Data Inflasi

Berdasarkan Gambar 4.2 menunjukkan bahwa data berpola musiman karena terdapat beberapa lag yang keluar dari garis *lower* dan *upper confidence limit*, sehingga menyebabkan data tidak stasioner.

4.2.2 Identifikasi Pola Trend



Gambar 4.3 Plot data Kecenderungan (Trend)

Berdasarkan Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa grafik mengalami penurunan fluktuasi dari kiri atas menuju kanan bawah, yang dapat disimpulkan bahwa grafik tersebut terdapat pola kecenderungan (*trend*). Namun meskipun grafik mempunyai unsur *trend* tidak dapat disimpulkan bahwa data Deret Waktu (*Time Series*) untuk data Inflasi tersebut stasioner.

4.3. Uji Stasioneritas

Uji stasioneritas data digunakan uji *Unit Root Test* dengan *Augmented Dickey Fuller (ADF Test)* di *Software E-Views* dengan hasil pengujian menunjukkan nilai *P – Value* sebesar **0,6905**, Dimana lebih besar dari taraf signifikan **5% (0,05)**. Maka pengujian hipotesis terima H_0 artinya terdapat akar unit maka data Inflasi di Indonesia termasuk data deret waktu yang tidak stasioner.

4.4. Nilai Awal

Dalam Pemulusan *Triple Exponential Smoothing*, nilai awal sangat dibutuhkan untuk memulai perhitungan. Untuk menginisialisasi metode *Winter's*, diperlukan nilai awal untuk pemulusan keseluruhan (S_0), pemulusan *trend* (b_0) dan indeks musiman (I_0).

1. Penentuan Nilai Awal S_0

Diperoleh nilai awal pemulusan keseluruhan sebagai berikut:

$$S_0 = \frac{1}{L}(X_1 + X_2 + \dots + X_{12})$$

$$S_0 = \frac{1}{12}(4,14 + 4,42 + \dots + 3,02)$$

$$S_0 = \frac{1}{12}(42,37)$$

$$S_0 = 3,5308$$

2. Penentuan Nilai Awal b_0

Diperoleh nilai awal pemulusan *trend* sebagai berikut:

$$b_0 = \frac{1}{K} \left[\frac{X_{L+1} - X_1}{L} + \frac{X_{L+2} - X_2}{L} + \dots + \frac{X_{L+k} - X_k}{L} \right]$$

$$b_0 = \frac{1}{12} \left[\frac{X_{12+1} - X_1}{12} + \frac{X_{12+2} - X_2}{12} + \dots + \frac{X_{12+12} - X_k}{12} \right]$$

$$b_0 = \frac{1}{12} \left[\frac{3,49 - 4,14}{12} + \frac{3,82 - 4,42}{12} + \dots + \frac{3,61 - 3,02}{12} \right]$$

$$b_0 = \frac{1}{12} [(-0,05417 + (-0,04917) + \dots + 0,04917)]$$

$$b_0 = 0,278$$

3. Penentuan Nilai Awal I_0

Diperoleh nilai awal pemulusan musiman untuk model aditif dan model multiplikatif sebagai berikut:

Tabel 2.2 Kriteria Nilai MAPE

| I_k | Aditif ($y_k - S_t$) | Multiplikatif ($\frac{y_k}{S_t}$) |
|----------|------------------------|-------------------------------------|
| I_1 | 0,6092 | 1,1725 |
| I_2 | 0,8892 | 1,2518 |
| I_3 | 0,9192 | 1,2603 |
| I_4 | 0,0692 | 1,0196 |
| I_5 | -0,20008 | 0,2832 |
| I_6 | -0,0808 | 0,9771 |
| I_7 | -0,3208 | 0,9091 |
| I_8 | -0,7508 | 0,7902 |
| I_9 | -0,4608 | 0,8695 |
| I_{10} | -0,2208 | 0,9375 |
| I_{11} | 0,0492 | 1,0139 |
| I_{12} | -0,5108 | 0,855 |

4.5. Penentuan Koefisien Pemulusan

Dalam penelitian ini, koefisien pemulusan diambil berdasarkan hasil simulasi di *Software R* yang dapat dilihat pada lampiran 2, diperoleh tiga nilai parameter α, β dan γ yang optimum untuk *Triple Exponential Smoothing* model aditif dan model multiplikatif. Nilai parameter disajikan dalam bentuk tabel berikut:

Tabel 4.2 Nilai Parameter α, β dan γ

| 2016-2020 | | | | |
|---------------|----------|---------|----------|----------|
| | α | β | γ | MSE |
| Aditif | 0,9764 | 0,0457 | 0,008 | 0,076185 |
| Multiplikatif | 0,9993 | 0,0001 | 0,0006 | 0,008365 |

Berdasarkan Tabel 4.3 Metode *Triple Exponential Smoothing Winter's* model multiplikatif menghasilkan nilai *Mean Square Error* (MSE) lebih kecil dibandingkan dengan Metode *Triple Exponential Smoothing Winter's* model aditif. Dimana Metode *Triple Exponential Smoothing Winter's* model multiplikatif didapat nilai MSE sebesar 0,008365, dengan nilai parameter α, β, γ yang optimum 0,9993, 0,0001 dan 0,0006. Sehingga diperoleh Persamaan *Triple Exponential Smoothing Winter's* model multiplikatif sebagai berikut:

1. Koefisien Pemulusan Keseluruhan (S_t)

$$S_t = 0,9993 \left(\frac{X_t}{I_{t-L}} \right) + (1 - 0,9993)S_{t-1}$$

2. Koefisien Pemulusan *Trend* (b_t)

$$b_t = 0,0001(S_t - S_{t-1}) + (1 - 0,0001)b_{t-1}$$

3. Koefisien Pemulusan Musiman (I_t)

$$I_t = 0,0006 \left(\frac{X_t}{S_t} \right) + (1 - 0,0006)I_{t-L}$$

4.6. Menghitung Nilai S_t, b_t, I_t , dan F_t untuk Model Multiplikatif

Metode *Exponential Smoothing Winter's* Multiplikatif untuk peramalan 5 periode kedepan dapat dilakukan jika telah diperoleh nilai dari masing-masing koefisien pemulus yaitu nilai dari S_t, b_t , dan I_t .

1. Pemulusan Keseluruhan (S_t)

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

$$S_{13} = \alpha \left(\frac{X_{13}}{I_{1-12}} \right) + (1 - \alpha)(s_0 + b_0)$$

$$S_{13} = 0,9993 \left(\frac{3,49}{1,1725} \right) + (1 - 0,9993)(3,5308 + 0,278)$$

$$S_{13} = 2,97441645 + 3,8095$$

$$S_{13} = 2,9771$$

Maka diperoleh hasil Pemulusan Keseluruhan (S_{13}) adalah 2,9771.

2. Pemulusan *Trend* (b_t)

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

$$b_{13} = \beta(S_{13} - S_0) + (1 - \beta)b_0$$

$$b_{13} = 0,0001(2,9771 - 3,5308) + (1 - 0,0001)(0,278)$$

$$b_{13} = -0,5537 + 0,2779722$$

$$b_{13} = 0,27825$$

Maka diperoleh hasil Pemulusan Keseluruhan (b_{13}) adalah 0,27825.

3. Pemulusan Musiman (I_t)

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

$$I_t = \gamma \left(\frac{X_{13}}{S_1} \right) + (1 - \gamma)I_{-11}$$

$$I_{13} = 0,0006 \left(\frac{3,02}{2,9771} \right) + (1 - 0,0006)(0,195)$$

$$I_{13} = 0,19549$$

Maka diperoleh hasil Pemulusan Musiman (I_{13}) adalah 0,19549.

4.7. Ketepatan Model Peramalan

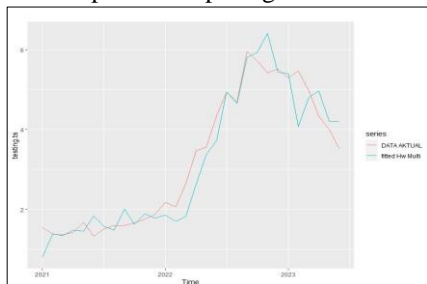
Dari hasil model persamaan *Triple Exponential Smoothing* model Multiplikatif diperoleh nilai ramalan untuk 30 data *testing* menggunakan *Software-R* seperti pada tabel berikut:

Tabel 4.3 Hasil Estimasi Data *Testing*

| t | X_t | F_t |
|-----|-------|-----------|
| 1 | 1,55 | 0,7993216 |
| 2 | 1,38 | 1,3897896 |

| | | |
|----|------|-----------|
| 3 | 1,37 | 1,3485393 |
| 4 | 1,42 | 1,4767204 |
| 5 | 1,68 | 1,4631427 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 27 | 4,97 | 4,8059721 |
| 28 | 4,33 | 4,9623388 |
| 29 | 4 | 4,2043515 |
| 30 | 3,52 | 4,1945598 |

Berdasarkan Tabel 4.4 diperoleh Akurasi peramalan dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 6,42 %. Untuk melihat perbandingan antara data aktual (X_t) dengan hasil peramalan dengan menggunakan model multiplikatif dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 4.4 Plot Data Aktual dan Hasil Peramalan

Maka selanjutnya dengan bantuan *software* R, untuk meramalkan data Inflasi di Indonesia untuk 5 periode kedepan berdasarkan model multiplikatif dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 6,42 % dengan kategori peramalan sangat baik diperoleh hasil seperti pada tabel berikut:

Tabel 4.4 Hasil Peramalan Laju Inflasi di Indonesia

| Periode | Peramalan |
|-----------|-----------|
| Juli | 3,99 |
| Agustus | 3,76 |
| September | 4,65 |
| Oktober | 4,64 |
| November | 5,20 |

Berdasarkan Tabel 4.5 diperoleh hasil ramalan data Inflasi di Indonesia tertinggi pada bulan November 2023.

5. Penutup

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian diperoleh model persamaan yang sesuai untuk meramalkan laju Inflasi di Indonesia adalah model Multiplikatif Holt-Winter's dengan nilai *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 0,008365, dimana nilai Koefisien pemulusnya adalah:

1. Koefisien Pemulusan Keseluruhan (S_t)

$$S_t = 0,9993 \left(\frac{X_t}{I_{t-L}} \right) + (1 - 0,9993) (S_{t-1} + b_{t-1})$$

2. Koefisien Pemulusan *Trend* (b_t)

$$b_t = 0,0001(S_t - S_{t-1}) + (1 - 0,0001)b_{t-1}$$

3. Koefisien Pemulusan Musiman (I_t)

$$I_t = 0,0006 \left(\frac{X_t}{S_t} \right) + (1 - 0,0006)I_{t-L}$$

Setelah diuji dengan 30 data *testing* diperoleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 6,42% yang di kategorikan sebagai nilai Akurasi yang sangat baik.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian, penulis menggunakan model *Triple Exponential Smoothing* untuk meramalkan Laju Inflasi di Indonesia. Maka untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode lain untuk peramalan, sehingga dapat mengetahui metode mana yang paling baik dan tepat untuk digunakan.

Ucapan Terima Kasih: Penulis ucapkan terima kasih kepada Civitas Akademika Universitas Halu Oleo, Dosen pembimbing, dosen penguji dan berbagai pihak lainnya, yang telah membantu dan mendukung dalam proses penelitian ini.

Daftar pustaka

- [1] Aswi dan Sukarna. (2006). *“Analisis Deret Waktu”* (A. Publisher (ed.)).
- [2] P. Chang, Y. Wang, dan C. Lui (2007). *The Development of a Weighted Evolving Fuzzy Neural, Expert Systems with Application*.
- [3] D. Rosadi (2011). Analisis Ekonometrika & Runtun Waktu Terapan dengan E-views. Yogyakarta:ANDI.
- [4] V. Fitria, dan S. Anwar (2020). Penerapan Triple Exponential Smoothing Dalam Meramalkan Laju Inflasi Bulanan Provinsi Aceh Tahun 2019-2020. *E-Jurnal Ekonomi Dan Bisnis Universitas Udayana, January 2020, 23..*
- [5] Hariyono, Latipah dan Achmad Zakki Falani. (2017). Implementasi Metode Exponential Smoothing sebagai Forecasting permintaan obat pada dinas kesehatan kota surabaya. *Insand Comtech: Information Science and Computer Technology Journal, 2(2), 1–8.*
- [6] J.E. Hancer dan D. Wichers (2005). *Business Forecasting Eight Edition*. Pearson Prentice hall.
- [7] S. Makridakis, S.c.D. Wheelwright, dan V.E. McGee, (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan jilid 1* (2nd ed.). Penerbit Erlangga.

- [8] M. Marizal, dan F. Mutiarani (2022). Penerapan Metode Eksponential Smoothing Dalam Memprediksi Jumlah Peserta Didik Baru Di Sma Favorit Kota Payakumbuh. *Majalah Ilmiah Matematika Dan Statistika*, 22(1), 43.
- [9] Mulayana (2004). *Buku Ajar Analisis Deret Waktu*. (FMIPA Universitas Padjadjaran (ed.)).
- [10] Mursidah, Yunina, Nurhasanah dan D. Yuni (2021). Perbandingan Metode Exponential Smoothing dan Metode Decomposition Untuk Meramalkan Persediaan Beras (Studi Kasus Divre Bulog Lhokseumawe). *Jurnal Visioner Dan Strategis*, 10(1), 37–46.
- [11] Nurmaulidar, Rusyana, dan R. Maqfirah (2016). Using Exponential Smoothing for Forcasting Rice Inventory in Bulog Aceh. *Prosiding SEMIRATA Bidang MIPA 2016, May*, 373–380.
- [12] D. Ruhiat dan C. Suwanda, (2019). Peramalan data deret waktu berpola musiman menggunakan metode regresi spektral. *Jurnal Teorema: Teori Dan Riset Matematika*, 4(1), 1–12.
- [13] M. L. Tauryawati, dan M. I. Irawan, (2014). Perbandingan metode fuzzy time series cheng dan metode box-jenkins untuk memprediksi IHSG. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 3(2), 34–39.
- [14] A. C. Udin dan M. T. Jatipaningrum, (2020). Peramalan Inflasi di Indonesia Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Based Average dan Fuzzy Time Series Saxena-Easo (Studi kasus : Data Inflasi di Indonesia). *Jurnal Statistika Industri Dan Komputasi*, 05(2), 1–10.

Diterima tgl. 05 Mei 2024

Direvisi tgl. 1 Agustus 2024

Disetujui untuk terbit tgl. 10 Sept. 2024