

# Perbandingan Metode *Triple Exponential Smoothing Additive* dan *Additive Parameter Damped* untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen

Rohelio Yoel Wawo dkk.



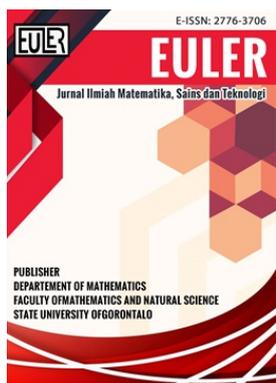
Volume 13, Issue 1, Pages 77–83, April 2025

Diterima 13 Februari 2025, Direvisi 15 April 2025, Disetujui 22 April 2025, Diterbitkan 25 April 2025

To Cite this Article : R. Y. Wawo dkk., “Perbandingan Metode *Triple Exponential Smoothing Additive* dan *Additive Parameter Damped* untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen”, *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 13, no. 1, pp. 77–83, 2025, <https://doi.org/10.37905/euler.v13i1.30928>

© 2025 by author(s)

## JOURNAL INFO • EULER : JURNAL ILMIAH MATEMATIKA, SAINS DAN TEKNOLOGI

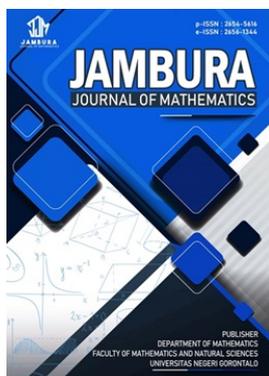


🏠	Homepage	:	<a href="http://ejournal.ung.ac.id/index.php/euler/index">http://ejournal.ung.ac.id/index.php/euler/index</a>
📄	Journal Abbreviation	:	Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.
📅	Frequency	:	Three times a year
🗣️	Publication Language	:	English (preferable), Indonesia
🔗	DOI	:	<a href="https://doi.org/10.37905/euler">https://doi.org/10.37905/euler</a>
📖	Online ISSN	:	2776-3706
📄	License	:	Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License
🏢	Publisher	:	Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
🇮🇩	Country	:	Indonesia
🌐	OAI Address	:	<a href="http://ejournal.ung.ac.id/index.php/euler/oai">http://ejournal.ung.ac.id/index.php/euler/oai</a>
🔍	Google Scholar ID	:	QF_r-gAAAAJ
✉️	Email	:	<a href="mailto:euler@ung.ac.id">euler@ung.ac.id</a>

## JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



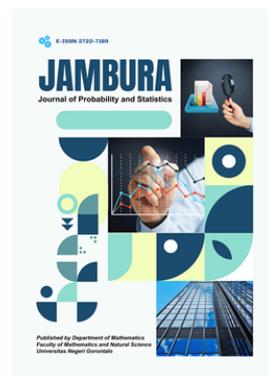
Jambura Journal of Biomathematics



Jambura Journal of Mathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Probability and Statistics

# Perbandingan Metode *Triple Exponential Smoothing Additive* dan *Additive Parameter Damped* untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen

Rohelio Yoel Wawo<sup>1,\*</sup>, Deiby Tineke Salaki<sup>1</sup>, Hanny Andrea Huibert Komalig<sup>1</sup>, Djoni Hatidja<sup>1</sup>, Marline Sofiana Paendong<sup>1</sup>, Tohap Manurung<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Matematika, Universitas Sam Ratulangi, Manado, Indonesia

## ARTICLE HISTORY

Diterima 13 Februari 2025  
Direvisi 15 April 2025  
Disetujui 22 April 2025  
Diterbitkan 25 April 2025

## KATA KUNCI

Indeks Harga Konsumen  
TES Additive  
TES Additive Parameter Damped

## KEYWORDS

Consumer Price Index  
TES Additive  
TES Additive Damped Parameter

**ABSTRAK.** Tujuan dari penelitian ini adalah membandingkan metode TES Additive dan TES Additive Parameter Damped untuk meramalkan Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Manado. Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa IHK dari Badan Pusat Statistik (BPS) Sulawesi Utara, mencakup periode Januari 2020 hingga Desember 2023. Indikator akurasi peramalan yang digunakan adalah Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil analisis menunjukkan bahwa metode TES Additive memiliki performa yang lebih baik dalam meramalkan IHK Kota Manado dibandingkan TES Additive Parameter Damped. Hal ini dikarenakan nilai MAPE pada data testing metode TES Additive lebih kecil yang menunjukkan ketepatan hasil peramalan yang lebih tinggi. Prediksi IHK untuk tahun 2024 menunjukkan tren kenaikan stabil setiap bulan. Kenaikan ini diperkirakan didorong oleh aktivitas ekonomi yang mulai pulih pascapandemi, peningkatan konsumsi masyarakat, serta inflasi musiman menjelang hari besar keagamaan dan akhir tahun. Nilai IHK tertinggi diprediksi mencapai 117,32 pada Desember 2024.

**ABSTRACT.** The purpose of this study is to compare the TES Additive and TES Additive Parameter Damped methods to forecast the Consumer Price Index (CPI) of Manado City. The data used are secondary data in the form of CPI from the Central Statistics Agency of North Sulawesi, covering the period from January 2020 to December 2023. The forecasting accuracy indicators used are Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results of the analysis show that the TES Additive method has better performance in forecasting the CPI of Manado City compared to TES Additive Damped Parameter. This is because the MAPE value in the TES Additive method testing data is smaller, indicating a higher accuracy of the forecasting results. The CPI prediction for 2024 shows a stable upward trend every month. This increase is expected to be driven by economic activity that is starting to recover after the pandemic, increased public consumption, and seasonal inflation approaching religious holidays and the end of the year. The highest CPI value is predicted to reach 117.32 in December 2024.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. **Editorial of EULER:** Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

## 1. Pendahuluan

Indeks Harga Konsumen (IHK) merupakan indikator utama yang mencerminkan perubahan tingkat harga barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga dalam suatu perekonomian. IHK tidak hanya digunakan sebagai tolok ukur inflasi dan deflasi, tetapi juga sebagai indikator yang mencerminkan daya beli masyarakat serta stabilitas harga secara umum [1]. Oleh karena itu, peramalan IHK yang akurat sangat krusial dalam mendukung perumusan kebijakan fiskal dan moneter pemerintah. Selain itu, informasi mengenai tren IHK di masa depan juga berperan penting dalam pengambilan keputusan strategis oleh pelaku usaha, khususnya dalam perencanaan harga dan produksi [2, 3].

Dalam peramalan deret waktu, metode *exponential smoothing* telah banyak digunakan karena kemampuannya dalam mengakomodasi pola data historis secara dinamis, termasuk tren dan musiman. Metode *exponential smoothing* merupakan metode

peramalan rata-rata bergerak dengan cara menentukan pembobotan secara eksponensial terhadap nilai pengamatan atau data historis [4]. Metode *exponential smoothing* terbagi menjadi tiga yaitu, *single exponential*, *double exponential*, dan *triple exponential*. Salah satu bentuk lanjutan dari metode ini adalah *Triple Exponential Smoothing* (TES), yang terdiri atas model TES Additive dan TES Multiplicative. Kedua model tersebut dapat dikembangkan lebih lanjut dengan penambahan parameter *damped* untuk meredam proyeksi tren jangka panjang, sehingga proyeksi menjadi lebih realistis. Pemilihan model yang sesuai menjadi hal yang penting, khususnya untuk data IHK yang umumnya menunjukkan pola tren yang relatif stabil dan minim fluktuasi musiman.

Berbagai studi sebelumnya telah menunjukkan efektivitas metode *exponential smoothing* dalam berbagai konteks peramalan. Penelitian Fazira dan Kesumawati [5] menemukan bahwa model TES Multiplicative Parameter Damped memberikan hasil peramalan yang lebih akurat dibandingkan model TES Additive dalam kon-

\*Penulis Korespondensi.

teks jumlah pekerja migran. Selain itu, Tambuwun dkk. [6] menunjukkan bahwa model *Winter's Exponential Smoothing* memiliki performa lebih baik dibandingkan *Seasonal ARIMA* dalam memodelkan data musiman. Dalam konteks peramalan IHK, Nur dkk. [7] menyimpulkan bahwa model TES *Additive* lebih unggul dibanding TES *Multiplicative*. Selain itu, Santosa dkk. [8] menemukan bahwa model *Holt's Winter Additive* memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan versi *damped*-nya dalam meramalkan jumlah pendaftaran mahasiswa, dan Khusna [9] menemukan bahwa *Holt's Winter* model *Additive* memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan model *Multiplicative* nya dalam meramalkan IHK Indonesia. Adapula penelitian Arumningsih dan Darsyah [10] yang menunjukkan bahwa metode *Holt's Winter* secara umum lebih unggul dibandingkan metode *Moving Average* dalam meramalkan IHK kota Malang. Meskipun metode *exponential smoothing* telah banyak diteliti, kajian yang secara khusus membandingkan performa model TES *Additive* dan TES *Additive Parameter Damped* dalam peramalan IHK masih sangat terbatas. Padahal, penggunaan parameter *damped* berpotensi meningkatkan akurasi peramalan dengan menghindari proyeksi tren yang berlebihan, yang kurang sesuai untuk data IHK yang cenderung linier dan stabil. Keterbatasan ini menunjukkan adanya celah penelitian yang perlu dijembatani.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa metode TES *Additive* dan TES *Additive Parameter Damped* dalam peramalan IHK Kota Manado, dengan menggunakan data bulanan dari Januari 2020 hingga Desember 2023. Evaluasi performa kedua metode dilakukan dengan menggunakan indikator *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi empiris dalam pemilihan metode peramalan yang optimal untuk data IHK, serta memberikan implikasi praktis bagi perumusan kebijakan pengendalian inflasi di tingkat daerah.

## 2. Metode

Penelitian ini dilakukan mulai dari bulan Oktober 2024 sampai Januari 2025. Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data sekunder sebanyak 48 data yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Sulawesi Utara yang dapat diakses pada [11], yang terbagi menjadi dua kategori yaitu data dari Januari 2020 hingga Februari 2023 digunakan sebagai data *training*, sedangkan data dari Maret 2023 hingga Desember 2023 digunakan sebagai data *testing* dalam proses evaluasi model peramalan.

### 2.1. Metode Peramalan

Dalam meramalkan IHK Kota Manado, penelitian ini akan menggunakan 2 metode yaitu TES *Additive* dan TES *Additive Parameter Damped*. Metode TES atau disebut *Holt-Winters* merupakan salah satu metode peramalan runtun waktu (*time series*) yang digunakan jika suatu plot data terdapat tiga komponen yaitu *level* ( $\alpha$ ), *trend* ( $\beta$ ) dan *musiman* ( $\gamma$ ), dimana nilai parameter ini berkisar antara 0 sampai 1 [5]. Peramalan adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang apa yang mungkin terjadi di masa yang akan datang berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki agar kesalahannya dapat diperkecil [12].

### 2.2. Inisialisasi Parameter

Sebelum melakukan proses peramalan, diperlukan estimasi nilai awal untuk ketiga komponen yaitu *level*  $\ell_t$ , *trend*  $b_t$ , dan

indeks musiman  $S_t$ . Inisialisasi dilakukan sebagai berikut:

#### 1. Level Awal

$$\ell_0 = \frac{1}{s} \sum_{t=1}^s y_t. \quad (1)$$

#### 2. Trend Awal

$$b_0 = \frac{1}{s} \left[ \frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{s+t} - Y_t}{s} \right]. \quad (2)$$

#### 3. Musiman Awal (*Additive*)

$$S_t = y_t - \ell_0. \quad (3)$$

## 2.3. Persamaan Model

### 2.3.1. Model *Additive*

Berikut ini merupakan persamaan pada model *Additive* [4, 11]:

$$\ell_t = \alpha(y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1}), \quad (4)$$

$$b_t = \beta(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}, \quad (5)$$

$$S_t = \gamma(y_t - \ell_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}, \quad (6)$$

$$F_{t+m} = \ell_t + mb_t + S_{t+m-s}. \quad (7)$$

### 2.3.2. Model *Additive Damped*

Berikut ini merupakan persamaan pada model *Additive Damped* [8, 13, 14]:

$$\ell_t = \alpha(y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1}), \quad (8)$$

$$b_t = \beta(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta)\phi b_{t-1}, \quad (9)$$

$$S_t = \gamma(y_t - \ell_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}, \quad (10)$$

$$\hat{y}_{t+m} = \ell_t + \sum_{i=1}^m \phi^i b_t + S_{t-s-m}. \quad (11)$$

dengan

$\ell_t$	=	nilai level pada waktu ke- $t$ ,
$\alpha, \beta, \gamma$	=	parameter peramalan antara 0–1,
$y_t$	=	data aktual pada waktu ke- $t$ ,
$S_{t-s}$	=	nilai musiman pada periode musim sebelumnya ( $t - s$ ),
$\ell_{t-1}$	=	nilai level pada waktu sebelumnya ( $t - 1$ ),
$b_{t-1}$	=	nilai tren pada waktu sebelumnya ( $t - 1$ ),
$b_t$	=	nilai tren pada waktu ke- $t$ ,
$S_t$	=	nilai musiman pada waktu ke- $t$ ,
$F_{t+m}$	=	nilai prediksi untuk $m$ langkah ke depan,
$m$	=	horizon atau jumlah langkah ke depan untuk peramalan,
$s$	=	panjang periode musiman.

### 2.4. Prosedur Analisis Data

Tahapan dalam penelitian ini terdiri dari:

#### 1. Membuat statistik deskriptif

Data Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Manado dari Januari 2020 hingga Desember 2023 dianalisis secara *deskriptif* untuk mengetahui karakteristik dasar data. Analisis dilakukan meliputi: nilai maksimum, minimum, rata-rata, simpangan baku, serta penyajian grafik deret waktu untuk mengamati pola umum dan *anomali* data. Proses ini dilakukan menggunakan perangkat lunak RStudio.

2. Mengidentifikasi pola tren dan musiman  
Visualisasi data digunakan untuk mendeteksi keberadaan pola tren dan musiman. Selain itu, dilakukan *Seasonal Trend Decomposition using Loess (STL)* untuk memperkuat indikasi tren dan pola musiman. Analisis ini membantu dalam pemilihan metode peramalan yang sesuai.
3. Menentukan nilai awal *level*, tren, dan musiman  
Komponen dasar model TES yaitu *level* ( $\ell_t$ ), tren ( $b_t$ ) dan indeks musiman ( $S_t$ ) dihitung berdasarkan data dua musim pertama (dua tahun pertama).
  - (a) Nilai *level* awal dihitung sebagai rata-rata dari satu musim penuh.
  - (b) Nilai tren awal dihitung sebagai selisih rata-rata dua musim pertama.
  - (c) Nilai musiman diperoleh dengan mengurangkan data aktual dengan nilai *level* awal.
 Semua perhitungan awal dilakukan menggunakan rumus manual dalam Microsoft Excel.
4. Penentuan kombinasi parameter ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ , dan  $\phi$ )  
Proses optimasi parameter dilakukan dengan dua pendekatan:
  - (a) *Trial and error*, yaitu mencoba berbagai kombinasi nilai parameter antara 0 hingga 1 dengan interval tertentu (misalnya 0.1).
  - (b) Optimasi otomatis menggunakan *Excel Solver*, yaitu dengan meminimalkan nilai *Root Mean Square Error (RMSE)* pada data *training* melalui fitur *Solver* yang mengatur nilai optimal parameter. Untuk model *damped*, parameter peluruhan  $\phi$  juga dioptimalkan.
5. Menentukan parameter terbaik berdasarkan RMSE terkecil  
Setiap kombinasi parameter diuji menggunakan data *training* (Januari 2020–Februari 2023). Hasil peramalan dibandingkan dengan data aktual, dan kombinasi parameter yang menghasilkan nilai RMSE terkecil dipilih sebagai parameter terbaik untuk masing-masing model.
6. Menghitung *forecast value* pada data *testing*  
Model yang telah dilatih dengan parameter terbaik digunakan untuk memproyeksikan nilai IHK pada data *testing* (Maret 2023–Desember 2023). Hasil proyeksi dibandingkan dengan data aktual.
7. Menghitung nilai MAPE  
Selain RMSE, akurasi peramalan pada data *testing* juga dinilai menggunakan MAPE. Nilai MAPE memberikan gambaran tentang seberapa besar kesalahan relatif dalam peramalan.
8. Menentukan metode peramalan terbaik  
Metode peramalan yang menghasilkan nilai RMSE dan MAPE terkecil dianggap sebagai metode terbaik. Perbandingan dilakukan antara model TES *Additive* dan TES *Additive Parameter Damped*.
9. Menghitung peramalan untuk 12 bulan kedepan.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1. Statistik Deskriptif

Data yang digunakan dalam penelitian yaitu indeks harga konsumen di Kota Manado periode Januari 2020 sampai Desember 2023 yang merupakan data sekunder yang diperoleh dari website resmi BPS Sulawesi Utara [15].

Untuk memberikan gambaran visual mengenai pola dan

tren data Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Manado, disajikan **Gambar 1** yang memperlihatkan data aktual, hasil peramalan, dan prediksi masa depan. Grafik ini mencakup data bulanan dari Januari 2020 hingga Desember 2023, dengan total 60 periode. Visualisasi ini bertujuan untuk menunjukkan sejauh mana model peramalan mampu mengikuti pola historis serta memproyeksikan nilai IHK ke depan.

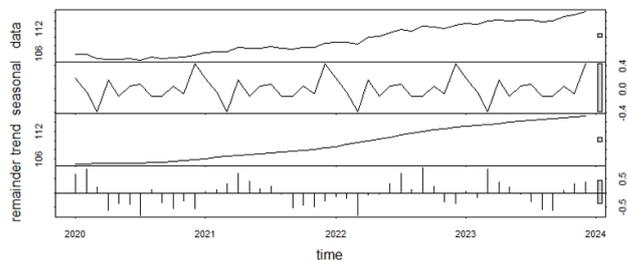


**Gambar 1.** Plot Data IHK Kota Manado

Berdasarkan **Gambar 1**, terlihat data bulanan IHK Kota Manado telah dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* mencakup periode Januari 2020 hingga Desember 2022 (periode 1 hingga 36) dan digunakan untuk membangun model peramalan. Sementara itu, data *testing* mencakup periode Januari 2023 hingga Desember 2023 (periode 37 hingga 48) dan digunakan untuk menguji akurasi model terhadap data aktual. Selain itu, terlihat adanya tren kenaikan nilai IHK pada kedua bagian data, dengan tren yang lebih signifikan pada data *testing*.

#### 3.2. Seasonal Trend Decomposition using Loess (STL)

Dalam analisis deret waktu, STL adalah suatu bentuk algoritma yang dikembangkan untuk membantu mendekomposisikan sebuah *time series* menjadi 3 komponen yaitu tren, musiman dan *remainder* (sisa) [16]. Dalam konteks penelitian ini, STL digunakan untuk menganalisis karakteristik data IHK Kota Manado, dengan tujuan untuk mengetahui pola musiman dan tren jangka panjang yang terkandung di dalam data. Informasi ini penting untuk memilih metode peramalan yang tepat dan memastikan bahwa model yang digunakan dapat menangkap komponen penting dari pergerakan data.



**Gambar 2.** Seasonal Trend Decomposition using Loess

**Gambar 2** menunjukkan hasil dekomposisi STL terhadap data IHK, yang memisahkan data menjadi tiga komponen utama: tren, musiman, dan residual (sisa). Panel pertama menunjukkan data asli, di mana terlihat adanya peningkatan bertahap dari tahun 2020 hingga awal 2024. Panel kedua memperlihatkan komponen musiman yang stabil dengan pola yang berulang secara

periodik setiap tahun, mencerminkan pengaruh musiman yang kuat dan konsisten, misalnya fluktuasi harga barang kebutuhan pokok yang biasa terjadi pada momen-momen seperti bulan puasa, hari raya, atau akhir tahun. Komponen tren (panel ketiga) menunjukkan arah peningkatan yang konsisten dan hampir linier, mencerminkan adanya inflasi yang berlangsung secara bertahap. Menjelang akhir 2023 hingga 2024, terlihat adanya sedikit percepatan dalam kenaikan tren, yang dapat mengindikasikan tekanan inflasi yang meningkat di periode tersebut. Panel keempat, yaitu residual (sisa), menunjukkan variasi yang tidak dapat dijelaskan oleh komponen tren dan musiman. Fluktuasi residual cenderung acak, tanpa pola yang jelas, dan berada dalam batas yang relatif kecil. Ini menunjukkan bahwa model dekomposisi berhasil menangkap struktur utama dalam data, dan sisanya hanya menyisakan noise yang tidak terstruktur.

Hasil STL ini mendukung penggunaan metode peramalan yang mempertimbangkan komponen tren dan musiman secara eksplisit, seperti TES, karena struktur musiman dan tren yang cukup kuat pada data. Dengan memahami karakteristik ini, pemilihan model yang mempertimbangkan dinamika tren dan musiman menjadi semakin relevan dan tepat sasaran.

### 3.3. Penentuan Nilai Awal Level, Tren, dan Musiman

Dalam menganalisis menggunakan TES, dibutuhkan nilai awal komponen untuk memulai perhitungan. Untuk menginisialisasi metode peramalan TES diperlukan nilai awal untuk pemulusan  $\ell_t$ ,  $b_t$ , dan  $S_t$ . Untuk mendapatkan estimasi nilai awal dari indeks musiman, diperlukan setidaknya data lengkap selama satu musim. Proses inialisasi nilai awal level didapatkan dengan menggunakan pers. (1), yaitu rata-rata dari satu periode musiman dan diperoleh nilai level awal sebesar 105,108. Hal ini menunjukkan bahwa rata-rata nilai observasi pada periode awal berada pada angka tersebut.

Selanjutnya, nilai awal tren dihitung menggunakan pers. (2), yaitu rata-rata dari perubahan antar periode dalam satu musim. Dari hasil perhitungan, diperoleh nilai tren awal sebesar 0,18. Nilai ini menunjukkan bahwa terdapat peningkatan rata-rata sebesar 0,18 unit per periode. Dan untuk penentuan nilai awal musiman pada model TES, dilakukan dengan menghitung selisih antara nilai observasi aktual dengan level awal ( $\ell_0$ ). Dalam model additive, komponen musiman diperoleh dengan menggunakan pers. (3), dengan menggunakan level awal sebesar 105,108, maka selisih antara nilai aktual dengan level awal untuk masing-masing periode disajikan pada Tabel 1.

Berdasarkan Tabel 1, terlihat bahwa nilai musiman bersifat berfluktuasi di sekitar nol, yang merupakan ciri dari model musiman additive. Beberapa periode memiliki nilai positif, seperti bulan pertama dan kedua, yang menunjukkan nilai aktual lebih tinggi dari level rata-rata. Sebaliknya, periode-periode dengan nilai negatif menunjukkan bahwa nilai aktual lebih rendah dari level rata-rata. Informasi ini penting sebagai dasar dalam proses peramalan untuk mengakomodasi pola musiman yang berulang.

### 3.4. Menentukan Pasangan Parameter pada Data Training

Menentukan nilai awal parameter dilakukan dengan trial and error dan dilihat berdasarkan error terkecil yaitu dalam hal ini nilai RMSE pada data training. Selain itu, dilakukan juga perhitungan otomatis dengan bantuan excel solver untuk menemukan

Tabel 1. Nilai awal musiman

$y_t$	Additive ( $y_t - \ell_0$ )
105,85	0,74
105,81	0,70
104,86	-0,25
104,64	-0,47
104,63	-0,49
104,83	-0,28
104,52	-0,59
105,26	0,15
104,88	-0,23
104,99	-0,12
105,27	0,16
105,76	0,65

an parameter optimal. Berikut ini merupakan nilai parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  untuk TES Additive dan nilai parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ , dan  $\phi$  untuk TES Additive Damped. Tabel 2 menunjukkan nilai parameter dengan RMSE terkecil pada TES Additive dan Tabel 3 menunjukkan nilai parameter dengan RMSE terkecil pada TES Additive Parameter Damped.

Tabel 2. Pasangan parameter TES Additive

No	Alfa	Beta	Gamma	RMSE
1	0,5	0,5	0,6	0,82
2	0,5	0,1	0,6	0,78
3	0,5	0,1	0,3	0,79
4	0,9	0,3	0,1	0,76
5	<b>0,8</b>	<b>0,1</b>	<b>0,9</b>	<b>0,69</b>
6	0,5	0,9	0,6	0,77
7	0,6	0,9	0,8	0,73
8	0,6	0,7	0,1	0,75
9	0,1	0,5	0,2	1,21
10	0,1	0,8	0,5	1,66

Berdasarkan pasangan parameter yang tercantum dalam Tabel 2, kombinasi  $\alpha = 0,8026524$ ,  $\beta = 0,1$ , dan  $\gamma = 0,9$  menghasilkan nilai RMSE terkecil sebesar 0,69327844. Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang paling rendah dibandingkan kombinasi parameter lainnya, sehingga dapat dianggap sebagai model dengan akurasi terbaik dalam memprediksi data. Secara interpretatif, nilai  $\alpha$  yang tinggi (lebih dari 0,8) mengindikasikan bahwa model sangat responsif terhadap perubahan nilai aktual terbaru, sehingga penyesuaian level dilakukan secara cepat. Sebaliknya, nilai  $\beta$  yang rendah (0,1) menunjukkan bahwa model tidak terlalu sensitif terhadap perubahan tren, menjaga kestabilan dalam proyeksi jangka panjang. Sementara itu, nilai  $\gamma$  yang tinggi (0,9) mencerminkan bahwa pola musiman masa lalu memiliki pengaruh yang sangat kuat dalam proses peramalan, yang sesuai dengan karakteristik data IHK yang menunjukkan pola musiman yang konsisten. Dengan demikian, kombinasi parameter ini memungkinkan model menangkap dinamika data terkini dengan tetap mempertahankan kestabilan tren dan memperhatikan pengaruh pola musiman secara signifikan.

Berdasarkan pasangan parameter yang tercantum dalam Tabel 3, kombinasi parameter dengan nilai  $\alpha = 0,628$ ,  $\beta = 0,9$ ,  $\gamma = 0,9$  dan  $\phi = 0,674633$  menghasilkan nilai RMSE terkecil se-

**Tabel 3.** Pasangan parameter TES Additive parameter Damped

No	Alfa	Beta	Gamma	Damped	RMSE
1	0,4	0,3	0,8	0,74	0,86
2	0,3	0,55	0,78	0,9	1,04
3	0,8	0,2	0,33	0,4	0,74
4	0,7	0,8	0,6	0,8	0,69
5	<b>0,63</b>	<b>0,9</b>	<b>0,9</b>	<b>0,67</b>	<b>0,66</b>
6	0,9	0,8	0,1	0,6	0,80
7	0,9	0,2	0,5	0,6	0,73
8	0,24	0,66	0,5	0,7	0,98
9	0,1	0,8	0,2	0,8	1,25
10	0,8	0,15	0,55	0,7	0,71

besar 0,657716. Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah, sehingga model ini dapat dianggap sebagai yang paling akurat dibandingkan kombinasi parameter lainnya dalam tabel. Nilai  $\alpha$  sebesar 0,628 menunjukkan bahwa model memiliki sensitivitas sedang terhadap data terbaru, yang berarti model masih cukup responsif terhadap perubahan data aktual tanpa mengorbankan kestabilan. Nilai  $\beta$  yang tinggi (0,9) mengindikasikan bahwa model sangat memperhatikan komponen tren dalam data, menjadikan proyeksi tren sebagai elemen penting dalam peramalan. Demikian pula, nilai  $\gamma$  yang tinggi (0,9) menunjukkan bahwa pola musiman memiliki kontribusi yang besar dalam membentuk hasil prediksi, yang sejalan dengan karakteristik data IHK yang memiliki pola musiman kuat. Adapun nilai faktor peredam  $\phi$  sebesar 0,674633 menunjukkan bahwa tren diperlambat secara moderat, yang membantu mencegah overestimasi dalam jangka panjang dan menjaga akurasi model pada peramalan yang lebih jauh. Kombinasi ini menunjukkan keseimbangan antara kepekaan terhadap data aktual, kekuatan tren, dan pengaruh musiman, dengan kontrol terhadap ekspektasi tren masa depan.

Selanjutnya, **Tabel 4** menyajikan kombinasi parameter terbaik dari kedua metode peramalan yang telah diuji, sehingga memberikan gambaran mengenai konfigurasi optimal untuk memperoleh hasil prediksi yang paling akurat.

**Tabel 4.** Kombinasi parameter terbaik kedua metode peramalan

	Alfa	Beta	Gamma	Damped
TES Additive	0,8	0,1	0,9	-
TES Additive Parameter Damped	0,63	0,9	0,9	0,67

Berdasarkan **Tabel 4**, disajikan dua kombinasi parameter terbaik dari masing-masing metode peramalan. Kombinasi tersebut diperoleh berdasarkan nilai RMSE terkecil yang dicapai dalam pengujian parameter. RMSE dipilih sebagai ukuran evaluasi karena sensitif terhadap kesalahan besar dan memberikan bobot yang lebih tinggi terhadap deviasi data ekstrem dibandingkan ukuran kesalahan lainnya.

Pada model TES Additive, nilai  $\alpha$  yang tinggi menunjukkan pembaruan level yang cepat terhadap perubahan data terbaru, sementara nilai  $\beta$  yang rendah mengisyaratkan kestabilan dalam pembaruan tren. Nilai  $\gamma$  yang tinggi mencerminkan pengaruh besar dari pola musiman dalam peramalan. Sebaliknya, model TES Additive Parameter Damped menunjukkan keseimbangan antara sensitivitas data baru dan pengaruh musiman yang kuat, de-

ngan tambahan peredam tren ( $\phi = 0,67$ ) yang berfungsi mengontrol prediksi tren agar tidak overestimate dalam jangka panjang. Kombinasi ini menjadikan model lebih stabil dan realistis dalam meramalkan data IHK ke depan.

### 3.5. Perhitungan Forecast Value pada Data Testing

Setelah menentukan parameter terbaik dari kedua metode peramalan, langkah selanjutnya adalah menghitung *forecast value* pada data *testing* guna mengevaluasi kinerja masing-masing model. Perhitungan ini bertujuan untuk membandingkan sejauh mana akurasi prediksi dari kedua metode yang digunakan. Hasil perhitungan *forecast value* untuk metode TES Additive dan TES Additive Parameter Damped disajikan dalam **Tabel 5**, yang memberikan gambaran mengenai performa masing-masing metode dalam menghasilkan prediksi berdasarkan data uji.

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada **Tabel 5**, metode TES Additive menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan TES Additive Parameter Damped. Hal ini terlihat dari nilai *error* yang lebih rendah pada sebagian besar titik data, terutama pada periode ke-5 hingga ke-7, di mana TES Additive menghasilkan *error* kurang dari 1. Sebaliknya, TES Additive Parameter Damped cenderung memiliki *error* yang lebih besar, terutama pada periode ke-8 hingga ke-10, yang menunjukkan bahwa metode ini kurang sesuai untuk dataset yang digunakan. Perbedaan akurasi ini disebabkan oleh karakteristik TES Additive yang lebih mampu menangkap pola tren data tanpa pelemahan yang berlebihan, sementara TES Additive Parameter Damped cenderung meredam tren terlalu kuat, menyebabkan hasil prediksi lebih rendah dari data aktual. Dengan demikian, TES Additive lebih direkomendasikan dalam konteks dataset ini. Berikut ini merupakan plot perbandingan dari data aktual dan *forecast value* dari metode TES Additive dan TES Additive Parameter Damped yang disajikan pada **Gambar 3**.



**Gambar 3.** Plot perbandingan data aktual dan *forecast value*

Berdasarkan **Gambar 3** menunjukkan bahwa TES Additive lebih akurat dalam menangkap pola data aktual, terutama pada tren kenaikan di titik akhir. Sebaliknya, TES Additive Parameter Damped cenderung menghasilkan prediksi lebih rendah akibat efek peredaman, yang membuatnya lebih stabil tetapi kurang responsif terhadap perubahan tren. Dengan demikian, TES Additive lebih cocok untuk peramalan jangka pendek, sedangkan TES Additive Parameter Damped lebih sesuai untuk peramalan jangka panjang yang membutuhkan kestabilan model.

### 3.6. Penentuan Metode Terbaik Berdasarkan Nilai MAPE

Evaluasi performa kedua metode peramalan dilakukan dengan menggunakan MAPE sebagai ukuran akurasi. MAPE mengukur rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual, sehingga lebih mudah dipahami dan dibandingkan

**Tabel 5.** Forecast value TES Additive dan TES Additive parameter Damped

No	Data Aktual	Forecast Value		Nilai Error	
		TES Additive	TES Additive Parameter Damped	TES Additive	TES Additive Parameter Damped
1	113,92	112,58	112,44	1,79	2,21
2	114,21	112,94	112,94	1,62	1,61
3	113,96	112,65	112,05	1,71	3,66
4	114,09	113,05	112,13	1,08	3,85
5	114,06	113,13	112,22	0,87	3,39
6	113,80	113,49	112,09	0,10	2,93
7	113,96	113,84	112,74	0,01	1,49
8	115,03	114,02	112,67	1,03	5,58
9	115,36	114,35	112,71	1,02	7,03
10	116,14	115,31	113,66	0,69	6,18

an antar metode. Nilai MAPE yang lebih kecil menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang lebih rendah dalam memprediksi data. Nilai MAPE dari masing-masing metode peramalan, disajikan pada **Tabel 6**.

**Tabel 6.** Nilai MAPE kedua metode

	MAPE
TES Additive	0,80 %
TES Additive Parameter Damped	1,65 %

Hasil evaluasi akurasi peramalan yang disajikan pada **Tabel 6** menunjukkan bahwa metode TES Additive memiliki nilai MAPE terkecil sebesar 0,80%, dibandingkan dengan TES Additive Parameter Damped yang memiliki nilai MAPE sebesar 1,65%. Nilai MAPE yang berada di bawah 10% mengindikasikan bahwa model TES Additive memiliki tingkat akurasi yang sangat baik dalam memramalkan data IHK Kota Manado.

Keunggulan TES Additive dalam dataset ini kemungkinan besar disebabkan oleh karakteristik data IHK yang menunjukkan tren dan pola musiman yang relatif stabil sepanjang periode pengamatan. Dalam kondisi seperti ini, model TES Additive cenderung lebih tepat karena mampu menangkap pola musiman dan tren tanpa perlu menyesuaikan atau melemahkan komponen tren seperti yang dilakukan oleh model Damped. Sementara model TES Additive Parameter Damped cocok digunakan pada data dengan tren yang berfluktuasi atau tidak stabil, model ini justru dapat menyebabkan underfitting ketika diterapkan pada data dengan tren yang konsisten seperti data IHK Kota Manado. Oleh karena itu, penggunaan TES Additive dianggap paling sesuai untuk meramalkan data IHK periode Januari 2020 hingga Desember 2023.

### 3.7. Peramalan 12 Bulan Kedepan

Hasil analisis terhadap data IHK Kota Manado periode Januari 2020 hingga Desember 2023 menunjukkan bahwa metode TES Additive memiliki nilai MAPE yang paling kecil dibandingkan metode lainnya, sehingga dapat disimpulkan bahwa metode ini merupakan model terbaik untuk digunakan dalam peramalan IHK. Oleh karena itu, metode ini digunakan untuk memprediksi IHK Kota Manado selama 12 bulan ke depan pada tahun 2024, sebagaimana disajikan pada **Tabel 7** dan **Gambar 4**.

Berdasarkan hasil peramalan tersebut, diperoleh gambaran bahwa nilai IHK diproyeksikan relatif stabil dengan sedikit fluktuasi antar bulan. Nilai IHK terendah diprediksi terjadi pada Ma-

**Tabel 7.** Hasil peramalan 12 bulan kedepan (dengan interval kepercayaan 95%)

Periode	Prediksi	Lower_95	Upper_95
Jan 2024	115,68	114,322	117,038
Feb 2024	115,81	114,452	117,168
Mar 2024	115,24	113,882	116,598
Apr 2024	115,6	114,242	116,958
Mei 2024	115,31	113,952	116,668
Jun 2024	115,71	114,352	117,068
Jul 2024	115,79	114,432	117,148
Agu 2024	116,15	114,792	117,508
Sep 2024	116,5	115,142	117,858
Okt 2024	116,68	115,322	118,038
Nov 2024	117,01	115,652	118,368
Des 2024	117,97	116,612	119,328

ret 2024 dengan angka 115,24, sedangkan nilai tertinggi diperkirakan terjadi pada Desember 2024 sebesar 117,97. Selain itu, interval kepercayaan 95% yang disertakan menunjukkan adanya rentang kemungkinan dari setiap prediksi, yang memperlihatkan tingkat ketidakpastian dan variasi yang masih dapat terjadi dalam kenyataan.

**Plot Data IHK: Aktual, Forecast, dan Prediksi Masa Depan**



**Gambar 4.** Plot data IHK: aktual, forecast, dan prediksi masa depan

Pola peramalan menunjukkan tren kenaikan yang lebih signifikan menjelang akhir tahun, terutama antara November dan Desember 2024. Kenaikan ini kemungkinan besar dipengaruhi oleh faktor musiman seperti peningkatan konsumsi masyarakat menjelang hari besar keagamaan dan liburan akhir tahun. Dari sisi ekonomi, proyeksi kenaikan IHK ini dapat menjadi sinyal awal terhadap potensi peningkatan inflasi. Jika tidak disertai dengan kenaikan pendapatan yang sepadan, hal ini dapat menurunkan daya beli masyarakat. Selain itu, hasil peramalan ini dapat di-

gunakan oleh pemerintah daerah dan pelaku usaha dalam merumuskan kebijakan harga, perencanaan logistik, serta menjaga kestabilan pasokan barang pokok demi menghindari tekanan inflasi yang lebih besar.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, metode TES *Additive* dipilih sebagai metode terbaik untuk meramalkan IHK Kota Manado selama 12 bulan ke depan. Pemilihan ini didasarkan pada hasil evaluasi akurasi model, di mana TES *Additive* menghasilkan nilai MAPE terkecil, yaitu sebesar 0,80%. Nilai tersebut menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang sangat rendah, menjadikannya lebih unggul dibandingkan metode lain seperti TES *Additive Parameter Damped* yang memiliki nilai MAPE sebesar 1,65%.

Hasil peramalan untuk periode Januari hingga Desember 2024 menunjukkan bahwa nilai IHK Kota Manado diprediksi akan mengalami fluktuasi yang relatif stabil, dengan rentang antara 115,93 hingga 118,23. Stabilitas ini mencerminkan kondisi ekonomi lokal yang tidak mengalami guncangan besar, meskipun terdapat variasi musiman dari bulan ke bulan. Tren kenaikan yang terlihat menjelang akhir tahun, khususnya pada bulan November dan Desember dapat dikaitkan dengan pola musiman yang umum terjadi, seperti peningkatan konsumsi masyarakat menjelang hari raya atau akhir tahun. Pola ini juga terlihat pada data historis dan turut memengaruhi pergerakan IHK secara konsisten setiap tahunnya.

**Kontribusi Penulis.** Rohelio Yoel Wawo: Konseptualisasi, metodologi, analisis formal, visualisasi, penulisan–persiapan draf asli, administrasi proyek, perangkat lunak. Deiby Tineke Salaki: Konseptualisasi, validasi, supervisi, peninjauan dan penyuntingan tulisan. Hanny A. H. Komalig: Validasi, supervisi, peninjauan dan penyuntingan tulisan. Djoni Hatidja: Validasi, supervisi, peninjauan dan penyuntingan tulisan. Marline S. Paendong: Validasi, supervisi, peninjauan dan penyuntingan tulisan. Tohap Manurung: Validasi, supervisi, peninjauan dan penyuntingan tulisan. Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang diterbitkan.

**Ucapan Terima Kasih.** Para penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada semua pihak yang telah berkontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini. Para penulis juga menyampaikan terima kasih kepada editor dan reviewer atas bimbingan serta saran yang sangat membantu dalam penyempurnaan artikel ini.

**Pembiayaan.** Penelitian ini tidak menerima pendanaan dari pihak eksternal.

**Konflik Kepentingan.** Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan yang terkait dengan artikel ini.

#### Referensi

- [1] Badan Pusat Statistik, “Indeks Harga Konsumen dan Inflasi Kota Pangkalpinang,” Pangkalpinang, 2022. Accessed: Mar. 12, 2025. [Online]. Available: [www.bps.go.id](http://www.bps.go.id).
- [2] S. Suarsih, N. A. Achsan, and N. Nuryantono, “Dampak Perubahan Nilai Tukar terhadap Indeks Harga Konsumen Bahan Makanan di Indonesia,” *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Indonesia*, vol. 17, no. 1, pp. 1–14, Jul. 2016, doi: 10.21002/jepi.v17i1.548.
- [3] F. E. Mokorimban, N. Nainggolan, and Y. A. R. Langi, “Penerapan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam Model Intervensi Fungsi Step terhadap Indeks Harga Konsumen di Kota Manado,” *d’Cartesian: Jurnal Matematika dan Aplikasi*, vol. 10, no.2, pp. 91–99, Sep. 2021, doi: 10.35799/dc.10.2.2021.34969
- [4] A. N. Febriyanti and N. A. K. Rifai, “Metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters untuk Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa,” *Bandung Conference Series: Statistics*, vol. 2, no. 2, 2022, doi: 10.29313/bcss.v2i2.3560.
- [5] N. D. Fazira and A. Kesumawati, “Peramalan Jumlah Pekerja Migran Indonesia Menggunakan Metode Triple Exponential Smoothing with Damped Parameter,” *Emerging Statistics and Data Science Journal*, vol. 2, no. 2, pp. 175–183, May 2024, doi: 10.20885/esds.vol2.iss.2.art15.
- [6] P. F. A. Tambuwun, N. Nainggolan, and Y. A. R. Langi, “Peramalan Banyaknya Penumpang Bandar Udara Internasional Sam Ratulangi Manado Dengan Metode Winter’s Exponential Smoothing dan Seasonal ARIMA,” *d’Cartesian: Jurnal Matematika dan Aplikasi*, vol. 12, no. 1, pp. 14–20, 2023, doi: 10.35799/dc.12.1.2023.48066.
- [7] R. K. Nur, I. Amri, M. Haris, S. Amrullah, S. Jannah, S. Wizatia, and F. Rohim, “Metode Triple Exponential Smoothing Untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen Kota Surabaya Tahun 2020–2023,” *Prosiding Seminar Nasional Sains Data*, vol. 4, no. 1, pp. 615–623, Sep. 2024, doi: 10.33005/senada.v4i1.294.
- [8] M. A. Santosa, N. L. A. K. Y. Sarja, and R. K. Wiyati, “Perbandingan Metode Holt Winter Additive dan Metode Holt Winter Additive Damped dalam Peramalan Jumlah Pendaftaran Mahasiswa,” *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 93–98, 2019, doi: 10.24014/rmsi.v5i1.7378.
- [9] P. M. A. Khusna, “Perbandingan Metode Triple Exponential Smoothing Holtwinters Model Additive Dan Multiplicative Untuk Prediksi Indeks Harga Konsumen,” Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Malang, 2024.
- [10] L. D. Arumningsih and M. Y. Darsyah, “Peramalan Indeks Harga Konsumen Kota Malang Tahun 2014–2016 dengan Menggunakan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing Holt-Winter,” in *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Unimus*, 2018, pp. 310–315.
- [11] Badan Pusat Statistik, “Indeks Harga Konsumen Menurut Bulan Kota Manado,” Manado, 2023.
- [12] I. Falani, “Penentuan Nilai Parameter Metode Exponential Smoothing dengan Algoritma Genetik dalam Meningkatkan Akurasi Forecasting,” *CESS (Journal of Computer Engineering, System and Science)*, vol. 3, no. 1, pp. 14–16, Jan. 2018, doi: 10.24114/cess.v3i1.8268.
- [13] G. A. R. J. Hyndman, *Forecasting: Principles and Practice*, 2nd ed. Melbourne, Australia: OTexts, 2018. Accessed: Mar. 12, 2025. [Online]. Available: <https://otexts.com/fpp2/>.
- [14] E. S. Gardner and E. McKenzie, “Forecasting Trends in Time Series,” *Management Science*, vol. 31, no. 10, pp. 1237–1246, 1985, doi: 10.1287/mnsc.31.10.1237.
- [15] Badan Pusat Statistik, “Indeks Harga Konsumen Menurut Bulan Kota Manado,” Accessed: Mar. 12, 2025. [Online]. Available: <https://sulut.bps.go.id/id/statistics>.
- [16] A. Haritsah, “Implementasi Model STL Seasonal Trend Decomposition Based On Loess Dan ARIMA Untuk Prediksi Konsentrasi Kualitas Udara,” Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2015.