

Evaluasi Performa Metode Exponential Smoothing pada Data Runtun Waktu Hierarkis

Syarifah Syila Alkadrie¹, Madona Yunita Wijaya^{2*}, Nina Fitriyati³

syarifahsyila22@gmail.com¹, madona@uinjkt.ac.id², nina.fitriyati@uinjkt.ac.id³

^{1,2,3} Universitas Islam Negeri Hidayatullah Jakarta

*Correspondence author

Informasi Artikel	Abstrak
Diterima : 8 Mar 2025 Direvisi : 23 Apr 2025 Disetujui : 30 Apr 2025	Penelitian ini mengevaluasi kinerja metode <i>Simple Exponential Smoothing</i> (SES), <i>Double Exponential Smoothing</i> (Holt Method), dan <i>Triple Exponential Smoothing</i> (Holt-Winters) dalam meramalkan jumlah wisatawan di Australia periode 1998–2016. Data yang digunakan memiliki struktur hierarkis dengan empat tingkatan: Australia, negara bagian, wilayah, dan tujuan kunjungan. Pendekatan <i>bottom-up</i> diterapkan untuk menghasilkan peramalan di tingkat hierarki atas melalui agregasi hasil peramalan dari tingkat terbawah. Evaluasi menggunakan metrik <i>Symmetric Mean Absolute Percentage Error</i> (SMAPE) pada setiap tingkat hierarki dan jangka waktu peramalan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa <i>Holt Method</i> unggul di tingkat Australia (SMAPE 3,26%–9,28%) dan negara bagian (6,96%–12,29%). Holt-Winters memberikan hasil terbaik di tingkat wilayah (16,57%–21,43%) dan tujuan kunjungan (43,98%–47,63%). Penelitian ini menegaskan efektivitas <i>Exponential Smoothing</i> dalam menangkap pola musiman dan tren pada data hierarkis, serta pentingnya pendekatan <i>bottom-up</i> untuk menghasilkan peramalan yang konsisten di seluruh hierarki.
Kata Kunci	
<i>Exponential Smoothing, Data Hierarki, SMAPE, Bottom-Up, Peramalan Wisatawan</i>	
Keywords	Abstract
<i>Exponential Smoothing, Hierarchical Data, SMAPE, Bottom-Up, Tourist Forecasting</i>	<i>The research aims to evaluate the performance of Simple Exponential Smoothing (SES), Double Exponential Smoothing (Holt Method), and Triple Exponential Smoothing (Holt-Winters) methods in forecasting the number of tourists in Australia from 1998 to 2016. The data used has a hierarchical structure with four levels: Australia, states, regions, and purposes of visit. A bottom-up approach is applied to generate forecasts at the top hierarchical level by aggregating forecasts from the lowest level. The evaluation is conducted using the Symmetric Mean Absolute Percentage Error (SMAPE) metric at each hierarchical level and forecasting horizon. The results indicate that Holt Method performs best at the Australia level (SMAPE 3.26%–9.28%) and state level (6.96%–12.29%). Meanwhile, Holt-Winters achieves the best performance at the region level (16.57%–21.43%) and purpose of visit level (43.98%–47.63%). This research highlights the effectiveness of Exponential Smoothing in capturing seasonal patterns and trends in hierarchical data and emphasizes the importance of the bottom-up approach in producing consistent forecasts across all hierarchical levels.</i>

A. Pendahuluan

Dalam era globalisasi yang terus berkembang, sektor pariwisata telah menjadi salah satu pilar penting bagi perekonomian berbagai negara. Jumlah wisatawan merupakan aspek krusial dalam pengelolaan sektor pariwisata karena berdampak langsung pada strategi perencanaan dan pengambilan keputusan, terutama terkait penyediaan fasilitas dan pengembangan destinasi [1]. Kemampuan untuk memprediksi jumlah wisatawan sangat diperlukan untuk memastikan alokasi sumber daya, pengembangan infrastruktur, serta penyusunan kebijakan yang efektif dan efisien. Selain itu, tantangan utama dalam peramalan jumlah wisatawan adalah pola data yang sering kali kompleks, seperti tren jangka panjang, fluktuasi musiman, dan variasi antarwaktu, sehingga diperlukan pendekatan peramalan yang akurat untuk memastikan pengelolaan yang lebih efektif dan berkelanjutan [2].

Pola fluktuasi ini dapat disebabkan oleh berbagai faktor, seperti dinamika sosial, kondisi ekonomi, perubahan kebijakan, atau bahkan dampak dari bencana alam. Kompleksitas pola tersebut semakin meningkat ketika data dianalisis dalam struktur hierarkis, yang terdiri dari berbagai tingkatan, seperti tingkat nasional, negara bagian, wilayah, dan tujuan perjalanan. Dalam konteks ini, pemilihan metode peramalan yang tepat menjadi sangat penting untuk menghasilkan prediksi yang akurat di setiap tingkatan hierarki.

Model peramalan runtun waktu yang paling umum digunakan dalam analisis data hierarkis adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). ARIMA dikenal memiliki performa yang baik dalam menangani data linear dan stasioner serta sering digunakan dalam berbagai bidang, termasuk ekonomi dan pariwisata [3]. Namun, metode ini memiliki keterbatasan dalam menangkap pola musiman dan tren yang kompleks, terutama pada data dengan struktur hierarkis [4]. Selain itu, ARIMA sering kali menghasilkan peramalan yang cenderung mendatar pada periode jangka panjang, sehingga kurang efektif dalam kasus di mana pola musiman memiliki pengaruh yang signifikan [5].

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, metode *Exponential Smoothing* menjadi alternatif yang lebih fleksibel dalam menangani data dengan tren dan pola musiman. Metode ini menggunakan teknik pemulusan eksponensial untuk memberikan bobot lebih besar pada observasi terbaru, sehingga dapat beradaptasi lebih baik terhadap perubahan pola data [6]. Tiga jenis *Exponential Smoothing* yang umum digunakan adalah *Simple Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (*Holt Method*), dan *Triple Exponential Smoothing* (*Holt-Winters*). Masing-masing metode ini memiliki keunggulan dalam menangkap karakteristik data yang berbeda, seperti SES untuk data tanpa tren, *Holt Method* untuk data dengan tren, dan *Holt-Winters* untuk data dengan tren dan pola musiman [7].

Salah satu pendekatan yang semakin populer dalam analisis data hierarkis adalah strategi *bottom-up*. Pendekatan ini melakukan peramalan dari tingkat hierarki terendah dan mengakumulasi hasilnya untuk mendapatkan prediksi di tingkat yang lebih tinggi [8]. Pendekatan ini berbeda dari metode *top-down* yang membagi prediksi dari tingkat atas ke tingkat bawah berdasarkan proporsi tertentu, serta metode *middle-out* yang mengombinasikan pendekatan atas dan bawah [1]. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa strategi *bottom-up* dapat menghasilkan peramalan yang lebih akurat dan konsisten dibandingkan dengan pendekatan

lainnya, terutama ketika pola musiman dan tren berbeda di setiap tingkat hierarki [9].

Iskandar [1] melakukan penelitian mengenai pentingnya peramalan dalam pengelolaan destinasi wisata yang mengalami fluktuasi jumlah pengunjung akibat berbagai faktor. Penelitian ini menggunakan dua metode peramalan, yaitu *Single Exponential Smoothing* dan *Double Exponential Smoothing*, untuk meramalkan jumlah wisatawan, dengan tujuan membantu pengelola dalam merencanakan strategi dan inovasi guna meningkatkan kunjungan. Hasil analisis menunjukkan bahwa meskipun peramalan tidak dapat menjamin akurasi seratus persen, metode *Single Exponential Smoothing* lebih efektif dengan nilai MAPE sebesar 45,43%, dibandingkan dengan *Double Exponential Smoothing* yang memiliki nilai MAPE lebih tinggi. Penelitian tersebut memberikan panduan yang berguna dalam pengambilan keputusan terkait pengembangan program wisata dan menekankan perlunya adaptasi serta inovasi dalam menghadapi tantangan yang ada, sehingga penelitian ini memberikan kontribusi signifikan terhadap pemahaman dan praktik peramalan dalam konteks pariwisata.

Romaita et al. [5] menganalisis perbandingan efektivitas metode *Exponential Smoothing* dalam peramalan, yaitu dengan fokus pada perbandingan antara *Single*, *Double*, dan *Triple Exponential Smoothing*. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Triple Exponential Smoothing* menghasilkan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) terkecil, yaitu 2.45, yang menandakan akurasi yang lebih tinggi dalam meramalkan permintaan dibandingkan metode lainnya. Dengan mempertimbangkan pola tren dan musiman, *Triple Exponential Smoothing* terbukti unggul dalam mengatasi fluktuasi jangka pendek dan mengidentifikasi tren jangka panjang, sehingga memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan strategi peramalan yang lebih efisien. Penelitian ini juga menekankan pentingnya pemilihan metode peramalan yang sesuai berdasarkan karakteristik data, serta saran untuk mengkombinasikan metode dengan algoritma lain untuk meningkatkan akurasi peramalan.

Aryati et al. [7] membahas penerapan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* untuk meramalkan jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Indonesia, dengan fokus pada data dari Januari 2014 hingga September 2018. Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani data dengan komponen musiman dan tren, yang sangat relevan dalam konteks pariwisata. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters*, khususnya model multiplikatif, efektif dalam meningkatkan akurasi peramalan dibandingkan metode lainnya, dengan pola musiman yang signifikan teridentifikasi pada periode tertentu. Temuan ini memberikan kontribusi penting bagi pemangku kepentingan di sektor pariwisata dalam merencanakan strategi pemasaran dan pengelolaan sumber daya, serta membuka peluang untuk penelitian lebih lanjut mengenai adaptasi metode ini dalam konteks peramalan yang lebih beragam.

Mardania [10] menyajikan analisis mengenai penggunaan metode *triple exponential smoothing* untuk meramalkan penjualan beras. Penelitian ini terbukti mampu menghasilkan akurasi tinggi, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 1.39%, yang menunjukkan efektivitas metode ini dalam memprediksi penjualan dengan tepat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan metode ini tidak hanya memberikan estimasi yang akurat, tetapi juga

membantu dalam pengelolaan stok beras secara lebih efisien, mengurangi risiko penumpukan stok yang dapat menyebabkan kerusakan. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan teknik peramalan yang dapat diandalkan dalam konteks bisnis, serta meningkatkan keandalan peramalan untuk pengambilan keputusan yang lebih baik.

Hayati et al. [4] penelitian ini membahas perbandingan antara metode ARIMA dan *Triple Exponential Smoothing* dalam peramalan nilai ekspor non-migas di Kalimantan Timur, yang merupakan aspek penting untuk membantu pemerintah dalam pengambilan keputusan terkait kebijakan ekonomi dan devisa. Penelitian ini menunjukkan bahwa kedua metode memiliki kelebihan masing-masing, namun hasil analisis menunjukkan bahwa *Triple Exponential Smoothing* memberikan akurasi peramalan yang lebih baik dibandingkan ARIMA. Kriteria evaluasi model yang digunakan meliputi *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (SMAPE), yang membantu dalam menentukan model terbaik berdasarkan performa prediksi. Temuan ini memberikan kontribusi signifikan terhadap literatur peramalan ekonomi, khususnya dalam konteks data ekspor, dan dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam bidang statistik dan ekonomi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja metode *Exponential Smoothing* dalam memodelkan data runtun waktu hierarkis jumlah wisatawan di Australia. Studi ini membandingkan tiga metode utama *Exponential Smoothing*, yaitu SES, *Holt Method*, dan *Holt-Winters*, serta menerapkan pendekatan *bottom-up* untuk menguji efektivitasnya dalam menghasilkan prediksi yang lebih akurat di setiap tingkatan hierarki. Selain itu, penelitian ini juga membandingkan hasil peramalan *Exponential Smoothing* dengan model ARIMA untuk menguji keunggulan metode yang digunakan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan baru mengenai efektivitas strategi *bottom-up* dalam meningkatkan akurasi peramalan data hierarkis di sektor pariwisata.

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi baik secara teoretis maupun praktis. Secara teoretis, penelitian ini memperkaya kajian mengenai aplikasi metode *Exponential Smoothing* dalam peramalan data hierarkis, khususnya dalam konteks perencanaan pariwisata. Secara praktis, hasil penelitian ini dapat membantu pemangku kepentingan, seperti pemerintah dan pelaku industri pariwisata, dalam merancang strategi berbasis data yang lebih akurat dan dapat diandalkan.

B. Metodologi Penelitian

1. Data

Penelitian ini menggunakan data dari *Kaggle* yang berisi informasi jumlah wisatawan di Australia dalam periode Januari 1998 hingga Desember 2016, yang terdiri dari 76 kuartal dengan interval waktu tiga bulan. Data ini mencakup jumlah perjalanan semalam atau lebih (*overnight trips*) dan disusun dalam struktur hierarki dengan empat tingkatan. Pada tingkat tertinggi, yaitu tingkat nasional (Australia), data diwakili oleh satu seri yang mencakup keseluruhan negara. Tingkat pertama, yaitu tingkat negara bagian, terdiri dari 7 seri data yang merepresentasikan masing-masing dari tujuh negara bagian di Australia. Di tingkat kedua, yaitu tingkat wilayah, terdapat 77 seri data yang mencerminkan berbagai wilayah dalam setiap negara

bagian. Pada tingkat hierarki terendah, yaitu tujuan kunjungan, terdapat 4 seri data yang mewakili berbagai tujuan, seperti untuk bisnis, berlibur, berkunjung ke wilayah tersebut, dan tujuan lainnya dengan total 308 seri data di tingkat ini. Karena setiap seri terdiri dari 76 kuartal, jumlah observasi keseluruhan di tingkat hierarki terbawah mencapai 23.408 observasi.

Dataset ini dipilih karena memiliki cakupan waktu yang cukup panjang dan struktur hierarkis yang kompleks, memungkinkan analisis peramalan dengan strategi *bottom-up*. Selain itu, dataset ini relevan untuk menilai keakuratan metode Exponential Smoothing dalam menangkap pola musiman dan tren jangka panjang dalam konteks pariwisata.

Tabel 1. Struktur Hierarki Data

Tingkatan	Jumlah Seri	Total Seri Peningkatan
Australia	1	1
Negara Bagian (<i>state</i>)	7	7
Wilayah (<i>region</i>)	77	77
Tujuan (<i>purpose</i>)	4	308

2. Runtun Waktu Hierarkis

Runtun waktu hierarkis merupakan suatu keadaan dimana data yang mengandung unsur runtun waktu dan memiliki struktur hierarki. Runtun waktu hierarkis juga merupakan struktur data yang menggabungkan elemen-elemen yang berhubungan dalam beberapa tingkat atau level yang berbeda, dimana setiap tingkat dapat menggambarkan data yang lebih agregat atau lebih terperinci. Pada struktur ini, data pada setiap tingkat saling berhubungan dan dapat dianalisis secara terpisah atau dalam konteks keseluruhan. Runtun waktu hierarkis dapat dinotasikan dalam bentuk matematis sebagai berikut:

$$y_t = \begin{pmatrix} y_t^0 \\ y_t^1 \\ \vdots \\ y_t^{K-1} \end{pmatrix} \quad (1)$$

Dimana y_t^0 adalah data pengamatan di tingkat teratas, sedangkan y_t^{K-1} adalah data pada tingkat di bawahnya dari struktur tingkat teratas hierarki. Nilai K menunjukkan jumlah total tingkat hierarki pada data [8].

3. Analisis Data Eksplorasi

Penelitian ini memanfaatkan perangkat lunak RStudio untuk mendukung proses pengolahan data, sehingga analisis dan evaluasi dapat dilakukan dengan lebih efisien. Langkah pertama yaitu melakukan analisis data awal, yang bertujuan untuk memahami karakteristik data sebelum diterapkan metode peramalan. Pada tahap ini, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *training* yang mencakup 70 kuartal pertama untuk membangun model, dan data *testing* yang terdiri dari 6 kuartal terakhir untuk mengevaluasi akurasi hasil prediksi. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan dapat divalidasi dengan data yang belum digunakan selama pelatihan. Selain itu, dilakukan analisis eksplorasi terhadap data di setiap tingkat hierarki, mulai dari tingkat *purpose*,

region, state, hingga total nasional. Analisis ini dilakukan untuk mengamati pola tren dan musiman yang mungkin terdapat pada masing-masing tingkatan, sehingga hasil evaluasi peramalan nantinya dapat diinterpretasikan dengan lebih komprehensif. Meskipun semua metode exponential smoothing tetap diterapkan di seluruh tingkatan, pemahaman karakteristik data ini menjadi penting dalam menjelaskan variasi performa masing-masing metode.

4. Strategi Bottom-Up

Penelitian ini menggunakan tiga metode utama dalam peramalan, yaitu *Simple Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (*Holt Method*), dan *Triple Exponential Smoothing* (*Holt-Winters*), dimana pada setiap seri di tingkat hierarki terendah, dilakukan proses peramalan secara bertahap ke tingkat yang lebih tinggi. Pada tingkat terbawah, hasil prediksi dihitung menggunakan metode yang disesuaikan dengan karakteristik data, seperti tren atau pola musiman. Prediksi dari tingkat terbawah kemudian digunakan untuk menghitung prediksi di tingkat hierarki yang lebih tinggi dengan pendekatan *bottom-up*, di mana hasil prediksi dari setiap seri di tingkat lebih rendah dijumlahkan untuk menghasilkan prediksi di tingkat berikutnya.

Prediksi pada tingkat wilayah dihitung dengan menggabungkan hasil prediksi dari semua seri pada tingkat tujuan kunjungan di wilayah tersebut. Selanjutnya, prediksi di tingkat negara bagian diperoleh dengan menjumlahkan hasil prediksi dari seluruh wilayah dalam negara bagian tersebut. Proses ini dilanjutkan hingga tingkat teratas (Australia), di mana prediksi dihitung berdasarkan agregasi hasil dari semua negara bagian. Secara matematis, pendekatan ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\hat{y}_t = \begin{pmatrix} \hat{y}_t^0 \\ \hat{y}_t^1 \\ \vdots \\ \hat{y}_t^{K-1} \end{pmatrix} \quad (2)$$

dengan hubungan antar tingkat dalam hierarki yang dinyatakan melalui penjumlahan, sehingga:

$$\hat{y}_h = \sum \hat{y}_h^{K-1} \quad (3)$$

Dimana $\hat{y}_h^{K-1}$ adalah vektor prediksi pada tingkat terendah dan $\hat{y}_h$ merupakan vektor prediksi untuk masing-masing tingkat hierarki. Kelebihan dari strategi *bottom-up* adalah strategi ini secara langsung melakukan prediksi dan agregasi di tingkat terbawah untuk menghasilkan tingkat-tingkat atas hierarki sehingga dapat meminimalisir terjadinya kesalahan prediksi hingga tingkat teratas [8].

5. Simple Exponential Smoothing (SES)

Metode SES digunakan untuk data tanpa tren dan pola musiman [10]. Metode *Single Exponential Smoothing* merupakan metode yang simpel dan sederhana, dengan menggunakan metode peramalan ini hanya dapat memprediksi dalam jangka waktu yang pendek biasanya digunakan untuk memprediksi satu periode kedepan, metode ini juga memiliki ciri data dengan nilai mean yang tetap, tanpa

trend naik turun serta pola pertumbuhan yang lebih konsisten [11]. Berikut merupakan persamaan umum metode *Single Exponential Smoothing* (SES):

$$S_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha) S_t \quad (4)$$

dimana:

α : parameter pemulusan level, $0 \leq \alpha \leq 1$;

X_t : data aktual pada waktu ke- t ;

S_t : peramalan pada waktu ke- t

S_{t+1} : peramalan pada waktu ke- $t + 1$

6. Double Exponential Smoothing (Holt Method)

Metode *Double Exponential Smoothing* (*Holt Method*) diterapkan ketika data historis menunjukkan adanya unsur tren yang naik turun [12]. *Holt Method* adalah metode *exponential smoothing* dengan dua parameter yang berbeda dalam memuluskan nilai tren dan data aktual. Prediksi dari *Holt Method* diperoleh dengan persamaan berikut [13] :

$$L_t = \alpha X_t + (1 - \alpha) (L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (5)$$

$$T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) T_{t-1} \quad (6)$$

$$F_{t+m} = L_t + T_t m \quad (7)$$

Inisialisasi *Holt Method* untuk menaksir dua nilai pemulusan, yaitu L_1 dan T_1 dapat dilakukan dengan persamaan berikut:

$$L_1 = X_1 \quad (8)$$

$$T_1 = X_2 - X_1 \quad (9)$$

dimana:

α : parameter pemulusan level, $0 \leq \alpha \leq 1$;

β : parameter pemulusan tren, $0 \leq \beta \leq 1$;

X_t : data aktual pada waktu ke- t ;

L_t : pemulusan level pada waktu ke- t ;

T_t : pemulusan tren pada waktu ke- t ;

F_{t+m} : peramalan pada waktu ke- $(t + m)$

7. Triple Exponential Smoothing (Holt Winters)

Metode *Holt Winters* merupakan salah satu teknik peramalan *Triple Exponential Smoothing* yang digunakan untuk data dengan pola tren dan musiman [11]. Metode ini dilakukan pemulusan sebanyak tiga kali, yaitu pada level, tren, dan musiman, sehingga mampu menangkap pola perubahan data dari waktu ke waktu. Pemulusan metode ini menggunakan tiga parameter yang diambil secara acak, yaitu parameter α , β dan γ [14]. *Holt Winters* memiliki dua pendekatan utama, yaitu aditif dan multiplikatif, yang pemilihannya bergantung pada karakteristik pola musiman dalam data. Dalam penelitian ini, metode yang digunakan adalah *Holt-Winters* Aditif,

karena data menunjukkan tren yang naik secara bertahap dengan pola musiman yang tidak semakin membesar seiring waktu. Fluktuasi dalam data terjadi dalam angka mutlak yang konstan dan bukan dalam persentase, sehingga pendekatan aditif lebih sesuai. Berikut merupakan persamaan umum metode *Holt Winters* aditif [13] :

$$L_t = \alpha(X_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (10)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (11)$$

$$S_t = \gamma(X_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (12)$$

$$F_{t+m} = L_t + T_t m + S_{t-s+m} \quad (13)$$

komponen level, tren, dan musiman pada metode *Holt-Winters* aditif dapat diinisialisasi menggunakan persamaan berikut:

$$L_s = \frac{1}{s}(X_1 + X_2 + \dots + X_s) \quad (14)$$

$$T_s = \frac{1}{s} \left(\frac{X_{s+1} - X_1}{s} + \frac{X_{s+2} - X_2}{s} + \dots + \frac{X_{s+s} - X_s}{s} \right) \quad (15)$$

dimana:

- α : parameter pemulusan level, $0 \leq \alpha \leq 1$;
- β : parameter pemulusan tren, $0 \leq \beta \leq 1$;
- γ : parameter pemulusan musiman, $0 \leq \gamma \leq 1$;
- X_t : data aktual pada waktu ke- t ;
- L_t : pemulusan level pada waktu ke- t ;
- T_t : pemulusan tren pada waktu ke- t ;
- S_t : pemulusan musiman pada waktu ke- t ;
- s : panjang musiman;
- L_s : pemulusan level pada waktu ke- s ;
- T_s : pemulusan tren pada waktu ke- s ;
- S_i : pemulusan musiman pada waktu ke- i , $i = 1, 2, \dots, s$;
- F_{t+m} : peramalan pada waktu ke- $(t + m)$

8. Evaluasi Hasil Peramalan

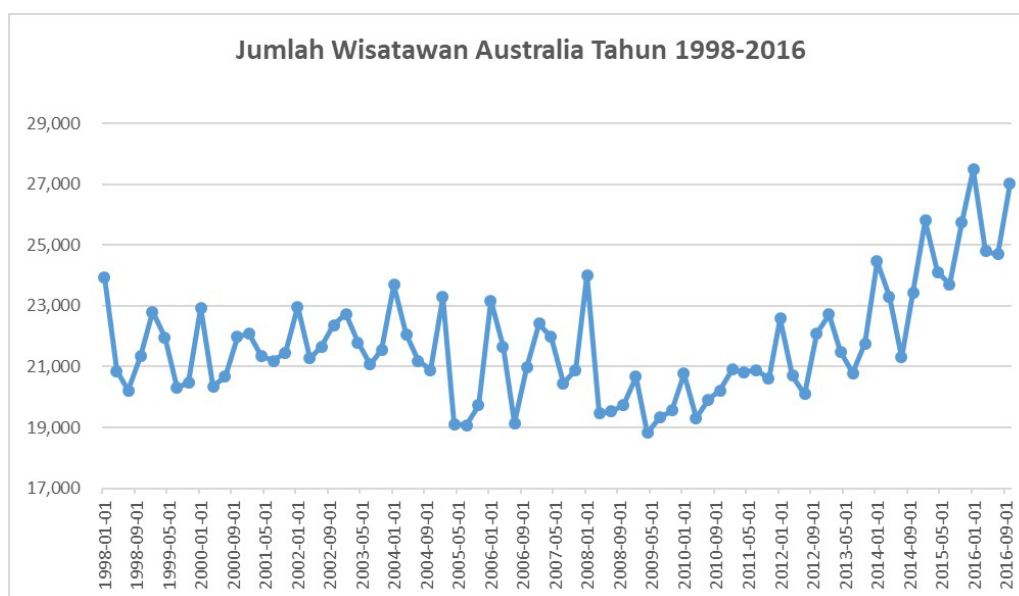
Setiap hasil peramalan dievaluasi menggunakan metrik *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (SMAPE). Metrik ini dipilih karena memberikan evaluasi yang lebih seimbang dengan membandingkan kesalahan relatif terhadap nilai aktual dan prediksi dalam skala persentase [15]. Evaluasi dilakukan di setiap tingkat hierarki untuk memastikan akurasi peramalan pada setiap tingkatan, mulai dari tingkat terbawah hingga tingkat teratas. Berikut merupakan bentuk matematis dari metrik *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (SMAPE).

$$SMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{\left(\frac{|Y_t| + |\hat{Y}_t|}{2} \right)} \times 100\% \quad (16)$$

Dimana n menyatakan banyaknya data atau observasi, Y_t adalah data aktual, dan $\hat{Y}_t$ adalah hasil peramalan.

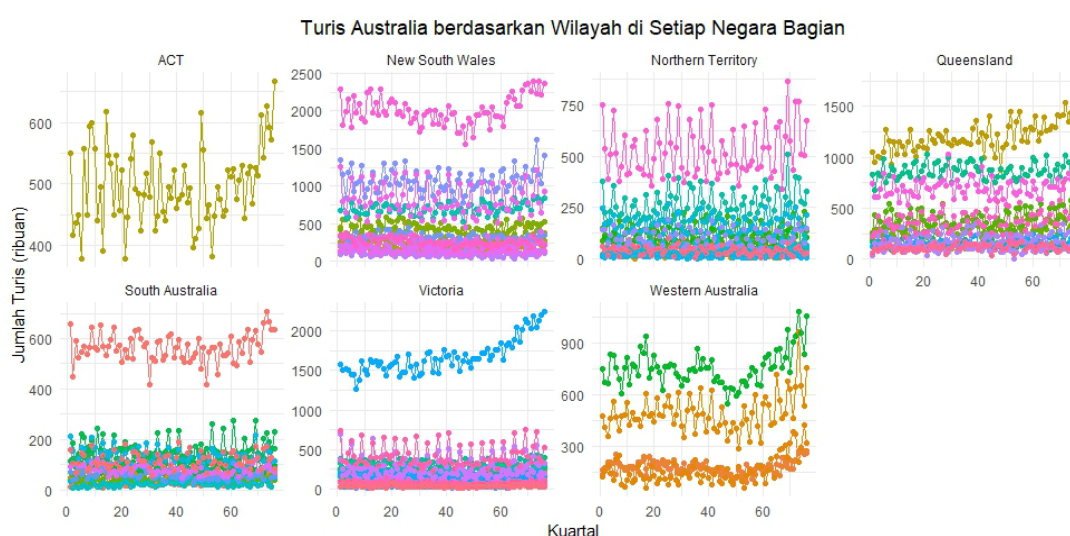
C. Hasil dan Pembahasan

Dalam penelitian ini, analisis eksplorasi data (*Exploratory Data Analysis/EDA*) dilakukan untuk memahami pola jumlah wisatawan yang berkunjung ke Australia dalam kurun waktu tertentu. Salah satu aspek yang diamati adalah tren perubahan jumlah wisatawan dari tahun ke tahun serta fluktuasi yang terjadi pada periode tertentu.



Gambar 1. Jumlah Wisatawan Australia Tahun 1998-2016

Jumlah wisatawan di Australia selama periode 1998 hingga 2016 menunjukkan pola yang dinamis. Grafik pada Gambar 1, memperlihatkan adanya fluktuasi signifikan pada setiap kuartal, yang mengindikasikan ketidakpastian jumlah wisatawan dalam periode tersebut. Selain itu, tren peningkatan terlihat jelas dalam 16 kuartal terakhir, atau sejak tahun 2012.



Gambar 2. Jumlah Wisatawan Australia berdasarkan Wilayah di Setiap Negara Bagian

Pada **Gambar 2**, menunjukkan jumlah wisatawan Australia berdasarkan wilayah di setiap negara bagian menunjukkan adanya perbedaan yang signifikan dalam jumlah turis yang tercatat di masing-masing wilayah. Beberapa negara bagian seperti New South Wales dan Victoria memperlihatkan jumlah wisatawan yang cenderung lebih tinggi dibandingkan dengan negara bagian seperti ACT dan Northern Territory. Selain itu, fluktuasi jumlah wisatawan juga bervariasi di tiap negara bagian, dimana beberapa wilayah menunjukkan pola yang lebih stabil, sementara wilayah lain mengalami lonjakan signifikan pada periode tertentu. Pola ini menunjukkan adanya faktor musiman serta kemungkinan dampak dari peristiwa tertentu yang memengaruhi tingkat kunjungan wisatawan di setiap wilayah.

Dengan visualisasi ini, tren wisata di tingkat wilayah dalam setiap negara bagian dapat diamati lebih jelas. Pola yang berbeda antar negara bagian mengindikasikan adanya faktor spesifik yang memengaruhi pergerakan wisatawan, baik dari segi daya tarik destinasi, infrastruktur, maupun kebijakan terkait industri pariwisata di masing-masing wilayah.

Berdasarkan hasil uji statistik terhadap tren dan pola musiman di setiap tingkat hierarki, ditemukan bahwa pola musiman paling kuat terjadi pada tingkat *purpose*, diikuti oleh tingkat total. Untuk tren, hanya tingkat *purpose* yang menunjukkan tren naik yang signifikan, meskipun tidak terlalu kuat. Sementara itu, pada tingkat *region* dan *state*, baik tren maupun musiman tidak signifikan secara statistik. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh tingginya variasi data antar periode, yang membuat pola tidak konsisten dari waktu ke waktu.

Tabel 2. Evaluasi SMAPE

Jangka Waktu Peramalan (Kuartal)							
	1	2	3	4	5	6	Rata-Rata
Tingkat Teratas: Australia							
SES	0.04620	0.08750	0.12283	0.11478	0.10918	0.12035	0.10014
Holt Method	0.03262	0.07113	0.10369	0.09282	0.08442	0.09283	0.07958
Holt Winters	0.06038	0.08594	0.09406	0.08808	0.08771	0.09721	0.08557
Tingkat 1: Negara Bagian							
SES	0.08006	0.11649	0.15472	0.14563	0.13837	0.14909	0.13073
Holt Method	0.06960	0.10046	0.13585	0.12402	0.11566	0.12287	0.11141
Holt Winters	0.07922	0.10991	0.12355	0.11668	0.11652	0.12675	0.11210
Tingkat 2: Wilayah							
SES	0.25083	0.22318	0.24194	0.23415	0.23930	0.23632	0.23762
Holt Method	0.25961	0.22790	0.24606	0.23964	0.24416	0.23694	0.24238
Holt Winters	0.16567	0.19372	0.21376	0.21426	0.20948	0.21066	0.20126
Tingkat Terbawah: Tujuan Kunjungan							
SES	0.48455	0.48320	0.48106	0.47091	0.47117	0.46800	0.47648
Holt Method	0.50165	0.49769	0.49449	0.48664	0.48655	0.48242	0.49157
Holt Winters	0.43986	0.46923	0.47633	0.47500	0.46757	0.46859	0.46610

Nilai SMAPE dihitung untuk setiap tingkat hierarki berdasarkan jangka waktu peramalan (kuartal), dan hasil evaluasi dirangkum dalam Tabel 2. Dari tabel tersebut ditampilkan hasil perhitungan SMAPE di setiap tingkat hierarki dengan metode *Simple*, *Double*, dan *Triple Exponential Smoothing*. Entri data yang dicetak tebal menunjukkan nilai SMAPE yang terkecil yang berarti memiliki kinerja paling baik dan bagus di setiap tingkat hierarki dan jangka waktu peramalan yang bersesuaian. Dari tabel terlihat bahwa nilai SMAPE bervariasi pada setiap tingkat hierarki dan jangka waktu peramalan. Nilai SMAPE pada kuartal pertama (Q1) diperoleh dari rata-rata nilai SMAPE hasil peramalan untuk kuartal pertama. Selanjutnya, nilai SMAPE pada kuartal kedua (Q2) dihitung berdasarkan rata-rata nilai SMAPE dari peramalan kuartal pertama dan kuartal kedua. Proses ini berlanjut hingga kuartal keenam, di mana nilai SMAPE pada setiap kuartal menggambarkan rata-rata akurasi peramalan dari awal hingga kuartal yang bersesuaian. Dengan pendekatan ini, setiap nilai SMAPE memberikan gambaran akumulasi akurasi prediksi pada seluruh periode waktu hingga kuartal tertentu.

Pada tingkat total (Australia), *Holt Method* cenderung memberikan nilai SMAPE terbaik (terkecil) pada sebagian besar kuartal, menunjukkan keunggulannya dalam memodelkan data dengan pola musiman yang lebih stabil. Di tingkat negara bagian (*state*), metode *Holt Method* juga cenderung menunjukkan kinerja terbaik di sepanjang kuartal, menandakan bahwa tren menjadi komponen dominan pada tingkat ini. Namun, pada dua tingkat terbawah, yaitu tingkat *region* dan *purpose*, metode *Holt Method* memiliki hasil SMAPE terendah. Sementara itu, di tingkat wilayah (*region*) dan tujuan kunjungan (*purpose*), metode *Holt-Winters* cenderung menghasilkan nilai SMAPE terkecil pada setiap kuartal, membuktikan kemampuannya untuk menangkap pola musiman dan tren secara bersamaan. Hasil rata-rata SMAPE pun menunjukkan hal yang serupa, dengan *Holt Method* cenderung menunjukkan kinerja terbaik pada tingkat Australia dan negara bagian (*state*), sementara *Holt-Winters* cenderung lebih cocok untuk tingkat wilayah (*region*) dan tujuan kunjungan (*purpose*).

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan metode ARIMA [16], terdapat beberapa perbedaan dalam hal akurasi peramalan. Pada tingkat teratas, ARIMA memiliki keunggulan dalam menangkap pola data linear dan stasioner, terutama pada jangka waktu peramalan yang lebih pendek. Namun, pada tingkat hierarki yang lebih rendah, seperti tingkat wilayah dan tujuan kunjungan, metode *Holt-Winters* memberikan hasil yang lebih baik dengan nilai SMAPE yang lebih kecil. Hal ini menunjukkan bahwa ARIMA memiliki keterbatasan dalam menangkap pola musiman dan tren kompleks pada data dengan tingkat detail yang lebih tinggi. Sebaliknya, metode *Holt-Winters* mampu menangani pola musiman secara lebih efektif, sehingga menghasilkan akurasi peramalan yang lebih baik di tingkat hierarki yang lebih rendah.

Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa pemilihan metode peramalan yang tepat sangat bergantung pada karakteristik data di setiap tingkat hierarki serta jangka waktu peramalan yang diterapkan. Secara umum, ARIMA efektif untuk data linear dan stasioner, sementara metode *Exponential Smoothing*, khususnya *Holt-Winters*, lebih unggul dalam menangkap pola musiman dan tren pada data hierarkis. Metode dengan nilai SMAPE terkecil dianggap memiliki akurasi peramalan yang

lebih tinggi, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik di setiap tingkat hierarki.

Hasil penelitian ini menegaskan bahwa pemilihan metode peramalan yang tepat bergantung pada tingkat hierarki dan karakteristik data. Beberapa temuan penting yang dapat dijadikan acuan untuk peramalan jumlah wisatawan di masa depan, yaitu *Holt Method* lebih efektif untuk peramalan di tingkat agregat (nasional dan negara bagian) karena dapat menangkap pola tren dengan baik, sedangkan *Holt-Winters* lebih unggul dalam menangkap pola musiman di tingkat yang lebih rendah (wilayah dan tujuan perjalanan). Dalam praktiknya, hasil penelitian ini dapat membantu pengelola pariwisata dan pembuat kebijakan dalam menyusun strategi berbasis data. Misalnya, untuk perencanaan infrastruktur jangka panjang, metode *Holt Method* dapat digunakan untuk memperkirakan tren wisatawan secara nasional. Sementara itu, untuk kebutuhan operasional seperti promosi wisata musiman, metode *Holt-Winters* lebih sesuai digunakan karena dapat menangkap pola musiman secara akurat.

D. Simpulan

Penelitian ini mengevaluasi kinerja metode *Simple Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing (Holt Method)*, dan *Triple Exponential Smoothing (Holt-Winters)* dalam meramalkan data runtun waktu hierarkis jumlah wisatawan di Australia menggunakan pendekatan *bottom-up*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kinerja metode peramalan sangat bergantung pada karakteristik data di setiap tingkat hierarki. Berdasarkan analisis awal, ditemukan bahwa pola tren dan musiman tidak merata di setiap tingkatan. Tingkat *purpose* dan nasional (total) menunjukkan adanya pola musiman yang signifikan, sementara tren signifikan hanya terlihat pada tingkat *purpose*. Di tingkat *state* dan *region*, baik tren maupun musiman tidak terbukti signifikan secara statistik. Hal ini menjelaskan mengapa performa metode peramalan berbeda-beda di setiap level. Model yang mempertimbangkan musiman (seperti *Holt-Winters*) lebih unggul pada level dengan pola musiman kuat, sedangkan metode yang lebih sederhana cenderung cukup efektif pada level dengan pola yang kurang jelas.

Secara keseluruhan, metode *Holt Method* cenderung unggul pada tingkat hierarki tertinggi, yaitu total dan *State*. Namun, pada dua tingkat terbawah, yaitu tingkat *region* dan *purpose*, metode *Holt Method* memiliki hasil SMAPE terendah. sementara *Holt-Winters* cenderung memberikan hasil terbaik pada tingkat hierarki *region* dan *purpose*. Hasil rata-rata SMAPE pun menunjukkan hal yang serupa, dengan *Holt Method* menunjukkan kinerja terbaik pada tingkat Australia dan negara bagian (*state*), sementara *Holt-Winters* lebih cocok untuk tingkat wilayah (*region*) dan tujuan kunjungan (*purpose*).

Hal ini menunjukkan bahwa strategi peramalan dengan pendekatan *bottom-up* dapat digunakan secara efektif dalam menangani struktur data hierarkis, karena memungkinkan evaluasi performa model di setiap tingkatan secara detail. Selain itu, kisaran nilai SMAPE pada tingkat terbawah dapat digunakan sebagai acuan awal untuk memperkirakan hasil evaluasi di tingkat agregat, mengingat proses agregasi cenderung mengurangi dampak fluktuasi pada data. Dengan demikian, evaluasi pada tingkat terbawah tidak hanya berguna untuk akurasi pada level yang paling

spesifik, tetapi juga dapat memberi gambaran awal mengenai akurasi di tingkat yang lebih tinggi.

E. Referensi

- [1] Y. Iskandar, "Analisis Peramalan Jumlah Wisatawan Geopark Ciletuh Menggunakan Exponential Smoothing," *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 5, no. 1, pp. 165–169, 2023, doi: 10.51401/jinteks.v5i1.2222.
- [2] A. Maulana and C. F. P. P. Koesfardani, "Pola Musiman Kunjungan Wisatawan Mancanegara Ke Bali Seasonal Pattern of Foreign Tourist Arrivals to Bali," *J. kepariwisataan Indones.*, vol. 14, no. 2, pp. 73–90, 2020.
- [3] J. E. Waluyo, "Peramalan Kedatangan Wisatawan Manca Negara Melalui Bandara Husein Sastra Negara Bandung Dengan Menggunakan Metode Arima (Autoregressive Integrated Moving Average)," *J. Kepariwisata Destin. Hosp. dan Perjalanan*, vol. 3, no. 1, pp. 18–26, 2019, doi: 10.34013/jk.v3i1.32.
- [4] F. N. Hayati, M. Silfiani, and D. Nurlaily, "Perbandingan Metode Arima, Dan Triple Exponential Smoothing Pada Studi Kasus Data Ekspor Non Migas Di Kalimantan Timur," *J. Sains, Nalar, dan Apl. Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 75–81, 2022, doi: 10.20885/snati.v1i2.10.
- [5] D. Romaita, F. A. Bachtiar, and M. T. Furqon, "Perbandingan Metode Exponential Smoothing Untuk Peramalan Penjualan Produk Olahan Daging Ayam Kampung (Studi Kasus : Ayam Goreng Mama Arka)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 3, no. 11, p. 10387, 2020, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/6682>
- [6] L. Neubauer and P. Filzmoser, "Rediscovering Bottom-Up: Effective Forecasting in Temporal Hierarchies," 2024.
- [7] A. Aryati, I. Purnamasari, and Y. N. Nasution, "Peramalan dengan Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing (Studi Kasus: Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Berkunjung Ke Indonesia)," *J. Eksponensial*, vol. 11, no. 1, pp. 99–105, 2020.
- [8] P. Mancuso, V. Piccialli, and A. M. Sudoso, "A machine learning approach for forecasting hierarchical time series," *Expert Syst. Appl.*, vol. 182, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115102.
- [9] S. Aisyah, S. Wahyuningsih, and F. D. T. Amijaya, "Peramalan Jumlah Titik Panas Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Metode Radial Basis Function Neural Network," *Jambura J. Probab. Stat.*, vol. 2, no. 2, pp. 64–74, 2021, doi: 10.34312/jjps.v2i2.10292.
- [10] S. Mardania *et al.*, "Penerapan Metode Exponential Smoothing terhadap Penjualan Beras di Toko Sampolawa," vol. 4, pp. 675–681, 2024.
- [11] N. R. Yuwono and S. Yulianto, "Perbandingan Berbagai Metode Exponential Smoothing Untuk Peramalan Covid Di Indonesia," *IT-Explore J. Penerapan Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 1, no. 2, pp. 155–165, 2022, doi: 10.24246/itexplore.v1i2.2022.pp155-165.
- [12] C. N. Rocha and F. Rodrigues, "Forecasting emergency department admissions," *Intell. Data Anal.*, vol. 25, no. 6, pp. 1579–1601, 2021, doi: 10.3233/ida-205390.
- [13] N. Andriani, S. Wahyuningsih, and M. Siringoringo, "Application of Double Exponential Smoothing Holt and Triple Exponential Smoothing Holt-Winter

- with Golden Section Optimization to Forecast Export Value of East Borneo Province,” *J. Mat. Stat. dan Komputasi*, vol. 18, no. 3, pp. 475–483, 2022, doi: 10.20956/j.v18i3.17492.
- [14] S. Madianto, E. Utami, and A. D. Hartanto, “Algoritma Triple Exponential Smoothing Untuk Prediksi Trend Turis Pariwisata Jatim Park Batu Saat Pandemi Covid-19,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 5, no. 1, pp. 58–63, 2021, doi: 10.30871/jaic.v5i1.3139.
- [15] I. R. Amalia, T. Widiharih, and Tarno, “Holt Winters Exponential Smoothing untuk Meramalkan Produk Domestik Bruto di Indonesia,” vol. 13, no. 2010, pp. 219–229, 2024, doi: 10.14710/j.gauss.13.1.219-229.
- [16] N. R. Sandika, “Evaluasi Performa Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Pada Data Runtun Waktu Hierarkis Menggunakan Strategi Bottom -Up (Studi Kasus: Peramalan Jumlah Wisatawan di Australia Tahun 1998 – 2016),” 2024.