

## Perbandingan Prediksi Pengunjung Website Menggunakan SARIMA, LSTM dan Holt-Winters TES

Oei Joviano Matthew Wijaya<sup>1</sup>, M. Zakki Abdillah<sup>2\*</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Sistem Informasi, Universitas Nasional Karangtur

\*m.zakki.abdillah@gmail.com

### Abstrak

Perkembangan teknologi yang pesat telah mengubah gaya hidup masyarakat, ditandai dengan peningkatan aktivitas online. APJII menyatakan bahwa pada tahun 2025, 229 juta warga Indonesia akan menjadi pengguna internet, sementara BPS mencatat 3.816.750 usaha digital pada tahun 2023. Pertumbuhan ini mendorong penggunaan situs web sebagai media utama untuk bisnis dan informasi. Oleh karena itu, memahami tren dan pola musiman pengunjung situs web sangat penting untuk pengelolaan yang efektif dan efisien. Studi ini menawarkan kontribusi baru dengan memprediksi jumlah pengunjung website dari PT. XYZ, sebuah perusahaan teh di Indonesia. menggunakan tiga model deret waktu: Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average (SARIMA), Long Short-Term Memory (LSTM), dan Holt-Winters Triple Exponential Smoothing (Holt-Winters TES) dengan lama waktu (hari) prediksi 71 hari sebelumnya dan untuk memprediksi 14 hari kedepan. Dataset yang digunakan terdiri atas 32.518 entri data pengunjung. Kinerja model dievaluasi menggunakan Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil menunjukkan bahwa LSTM mencapai kesalahan terendah dengan MSE 8257,23, RMSE 90,87, dan MAPE 12,73%. Oleh karena itu, model LSTM mencapai akurasi tertinggi, sementara Holt-Winters TES berkinerja lebih baik daripada SARIMA dalam aspek tertentu. Prediksi pengunjung dapat mendukung pengambilan keputusan strategis dan pengelolaan konten.

Kata kunci : Holt-Winters TES, LSTM, Prediksi, SARIMA, Visitor, Website

### Abstract

Rapid technological developments have changed people's lifestyles, marked by an increase in online activity. APJII states that by 2025, 229 million Indonesians will be internet users, while BPS recorded 3,816,750 digital businesses in 2023. This growth has encouraged the use of websites as the primary medium for business and information. Therefore, understanding visitor trends and seasonal patterns is crucial for effective and efficient management. This study offers a new contribution by predicting the number of visitors to the website of PT. XYZ, a tea company in Indonesia. It uses three time series models: Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average (SARIMA), Long Short-Term Memory (LSTM), and Holt-Winters Triple Exponential Smoothing (Holt-Winters TES) with a prediction period of 71 days prior and to predict 14 days ahead. The dataset used consists of 32,518 visitor data entries. Model performance is evaluated using Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results show that LSTM achieved the lowest error with an MSE of 8257.23, an RMSE of 90.87, and a MAPE of 12.73%. Therefore, the LSTM model achieved the highest accuracy, while Holt-Winters TES performed better than SARIMA in certain aspects. Visitor predictions can support strategic decision-making and content management

Keywords : Holt-Winters TES, LSTM, Prediction, SARIMA, Visitor, Website.

### 1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi saat ini berkembang dan meningkat dengan cepat seiring berjalannya zaman. Cepatnya perkembangan zaman

menciptakan teknologi internet sebagai alat komunikasi yang dibutuhkan masyarakat saat ini. Internet sebagai alat komunikasi menjadikan sebagai alat inovatif yang mempercepat

pencarian informasi. Salah satu alat inovatif yang mengikuti perkembangan zaman adalah website<sup>[1]</sup>. Website merupakan salah satu tempat informasi berkumpul yang diharuskan mengikuti perkembangan zaman, hal ini dikarenakan perannya untuk menyajikan informasi terkini sehingga dapat meningkatkan pelayanan yang baik <sup>[2]</sup>. Website dapat menampilkan informasi berupa *text*, gambar, suara dan masih banyak lagi dengan catatan data yang dapat diakses secara *online*. Website dapat diklasifikasikan menjadi 2 yaitu website statis dan website dinamis. Perbedaan website dinamis dengan statis adalah berdasarkan konten atau informasi di dalam website tersebut. Website dinamis cenderung memiliki konten yang dapat berubah berdasarkan preferensi pengguna, sedangkan website statis memiliki konten yang sama dan tidak berubah <sup>[1]</sup>.

Keberhasilan website bukan hanya terletak pada konten dan informasi yang disediakan, melainkan faktor eksternal yaitu keterlibatan pengguna atau pengunjung situs website itu sendiri. Pengguna internet di Indonesia pada tahun 2025 tercatat menembus 229 juta jiwa, hal ini menjadikan bahwa website merupakan hal yang umum di dalam masyarakat <sup>[3]</sup>. Tetapi tanpa adanya kepuasan pengguna atau *user experience* di dalam website dapat meningkatkan potensi kegagalan dalam memenuhi perannya sebagai alat komunikasi yang efektif <sup>[4]</sup>. Oleh karena itu,

diperlukan pertimbangan aspek *user experience* dalam website, sehingga kepuasan pengunjung dapat menjadikan kunci dalam meningkatkan efektivitas penyampaian informasi <sup>[5]</sup>.

Website sebagai usaha atau bisnis banyak digunakan dalam era sekarang, menurut Badan Pusat Statistik Indonesia pelaku *E-commerce* yang tercatat di Indonesia pada tahun 2023 sebanyak 3.816.750 usaha <sup>[6]</sup>. *Traffic* website yang tinggi memiliki kontribusi yang sangat besar terhadap peningkatan visibilitas, kepercayaan dan potensi penjualan <sup>[7]</sup>. Banyak penelitian menyatakan bahwa tanpa pengunjung, website bisnis tidak akan memiliki kemampuan untuk menyalurkan dampak signifikan terhadap pertumbuhan usaha <sup>[8]</sup>.

Pengunjung website menjadi kebutuhan yang sangat penting bagi pelaku bisnis dan penyedia informasi berbasis website. *Traffic* website dapat membantu perusahaan dalam memahami pola kunjungan pelanggan dan menyesuaikan strategi pemasaran efektif. Salah satu cara untuk optimasi *traffic* web yaitu prediksi. Tanpa prediksi yang akurat, perusahaan dapat mengalami kesulitan dalam perencanaan promosi, mengelola kapasitas server dan mengantisipasi lonjakan permintaan. Banyak cara untuk memprediksi *visitor* web antara lain dengan memanfaatkan *machine learning* dan metode statistik untuk *forecasting* atau prediksi. Prediksi atau *forecasting* adalah metode yang digunakan

untuk meramal masa yang akan datang berdasarkan data sebelumnya atau pola tertentu, salah satu metode *forecasting* yang populer digunakan adalah *time series* atau deret waktu<sup>[9]</sup>. *Time series* atau deret waktu dapat didefinisikan sebagai kumpulan variabel yang tercatat dalam periode waktu berurutan dimana analisis dilakukan untuk mengidentifikasi pola hubungan antara variabel dengan dimensi waktu<sup>[10]</sup>. Dapat disimpulkan bahwa *time series* atau deret waktu adalah suatu pengamatan terhadap suatu objek dengan jangka waktu tertentu<sup>[11]</sup>.

Metode prediksi atau forecasting berbasis *time series* atau deret waktu cukup beragam. Mulai dari *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), *Long Short Term Memory Network* (LSTM) dan *Triple Exponential Smoothing Holt* (TES). SARIMA merupakan model prediksi yang menggunakan metode statistika, SARIMA adalah pengembangan dari model sebelumnya yaitu ARIMA<sup>[12]</sup>. LSTM adalah salah satu pengembangan dari arsitektur *Reccurent Neural Network* (RNN) yang dirancang khusus untuk menangani permasalahan dalam bidang *deep learning*<sup>[13]</sup>. TES merupakan model prediksi dengan menghitung tren, musiman dan level yang melibatkan pemulusan dengan 3 parameter yaitu *alpha* (level), *beta* (trend) dan *gamma* (musiman) yang dioptimalkan sehingga memberikan hasil prediksi terbaik<sup>[14]</sup>. Penelitian ini menerapkan metode SARIMA, LSTM dan TES

untuk membandingkan hasil prediksi terbaik terhadap *visitor* website PT. XYZ yaitu perusahaan teh di Indonesia yang memanfaatkan platform *online* untuk melakukan promosi

## **2. Tinjauan Pustaka**

### **2.1. Penelitian Terkait**

Bagian ini akan membahas penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penelitian saat ini.

- Sirisha et al., (2022). Profit Prediction Using ARIMA, SARIMA and LSTM Models in Time Series Forecasting: A Comparison. Pada penelitian pertama mendapatkan hasil tingkat akurasi prediksi ARIMA dengan nilai MAPE (0.061593781), SARIMA dengan nilai MAPE (0.056216104) dan LSTM dengan nilai MAPE (0.029891568), sehingga LSTM memiliki nilai prediksi terbaik berdasarkan tingkat akurasinya<sup>[15]</sup>.

- Caspah Lidiema (2017). Modelling and Forecasting Inflation Rate in Kenya Using SARIMA and Holt-Winters Triple Exponential Smoothing. Pada penelitian kedua perbandingan forecasting SARIMA dengan Triple exponential smoothing Holt mendapatkan tingkat akurasi MAPE yaitu SARIMA (0.073) dan Triple Exponential Smoothing (0.400), dalam penelitian kedua SARIMA menghasilkan tingkat akurasi prediksi lebih baik dari Triple Exponential Smoothing<sup>[16]</sup>.

- Boukrouh et al., (2025). A Hybrid Approach for Sales Forecasting: Combining Deep Learning and Time Series Analysis. Dalam penelitian ketiga, perbandingan prediksi LSTM, SARIMA dan Triple Exponential Smoothing didapatkan hasil tingkat akurasi MAPE LSTM (14.182%), SARIMA (46.8877%) dan Triple Exponential Smoothing (51.6913%), sehingga LSTM merupakan model prediksi terbaik pada penelitian ketiga<sup>[17]</sup>.

- Changsheng Zhu et al., (2025). Bimodal Stock Price Prediction Based on Holt-Winters Exponential Smoothing and PCA Whitening Transformation. Dalam penelitian keempat, penulis menggunakan Triple Exponential Smoothing untuk pengolahan data sebagai base line tetapi penulis menggunakan model hybrid HW-PCAW-PB di komparasikan dengan LSTM dan mendapatkan hasil MAPE HW-PCA-PB (0.0130) sedangkan LSTM (0.6902), sehingga model hybrid dari Triple Exponential Smoothing lebih unggul daripada LSTM<sup>[18]</sup>.

- Wikasanti Dwi Rahayu et al., (2025). Forecasting International Tourist Arrivals in West Sumatra with SARIMA and Triple Exponential Smoothing for Post-Pandemic Tourism Recovery. Penelitian kelima membandingkan antara SARIMA dengan Triple Exponential Smoothing dan didapatkan bahwa SARIMA lebih akurat dengan hasil MAPE 21.90% sedangkan Triple Exponential Smoothing mendapatkan hasil

MAPE 39.48%<sup>[19]</sup>.

- M. Nurul Wathani, Kusriani, Kusnawi (2023). Prediksi Tren Pergerakan Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk, Dengan Menggunakan Algoritma Long Shot Term Memory (LSTM). Penelitian keenam memprediksi harga saham dari PT. Bank Central AsiaTbk dengan algoritma *Long Short Term Memory* dan didapatkan hasil MSE 16185.226 dan RMSE 127.221<sup>[20]</sup>.

Beberapa jumlah studi sebelumnya menunjukkan bahwa prediksi menggunakan model *time series* masih cukup valid untuk digunakan. Meskipun ditemukan kekurangan dan *gap* pada penelitian sebelumnya, seperti Penelitian terdahulu banyak menggunakan perbandingan SARIMA & LSTM, SARIMA & *Triple Exponential Smoothing* sedangkan minimnya perbandingan antara LSTM & *Triple Exponential Smoothing*. Selain itu Penelitian terdahulu lebih banyak menggunakan *dataset* seperti penjualan dan data ekonomi, sehingga penelitian ini diharapkan dapat mengisi *gap* tersebut karena menggunakan *dataset* website *visitors*. Minimnya perbandingan model LSTM, SARIMA dan TES (*Holt-winters*) dalam peramalan berbasis *time-series*, oleh karena itu penelitian ini dapat mengisi *gap* tersebut dengan menerapkan ketiga algoritma tersebut

## 2.2. Landasan Teori

### 1. SARIMA

Model ini digunakan untuk prediksi variabel dependen Y berdasarkan tiga sumber informasi

yaitu nilai sebelumnya (lag) dari variabel tersebut, perbedaan nilai (*differencing*) dan error pada prediksi sebelumnya. Sehingga SARIMA memanfaatkan pola historis dari data itu sendiri. Notasi pada SARIMA sendiri yaitu ARIMA(p, d, q) x (P, D, Q)<sub>s</sub>, dimana *P* merupakan orde koefisien autoregressive musiman  $\Phi$ , *Q* adalah orde koefisien *moving average* musiman  $\Theta$  dan *D* merupakan orde *differencing* musiman. Periode musiman dituliskan sebagai *s*. Untuk model umum SARIMA dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\Phi(B^s)\Theta(B)\nabla_s^D\nabla^dX_t = \theta(B^s)\theta(B)e_t$$

$$\nabla_s^D = (1 - B^s)^D$$

$$\nabla^d = (1 - B)^d$$

$$\Phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 - \dots + \theta_q B^q$$

$$\Phi(B^s) = 1 - \phi_1 B^s - \phi_2 B^{2s} - \dots - \phi_p B^{ps}$$

$$\theta(B^s) = 1 + \theta_1 B^s + \theta_2 B^{2s} - \dots - \theta_q B^{qs} \quad [21]$$

## 2. LSTM

LSTM adalah bentuk jaringan saraf berulang (RNN) yang dikembangkan untuk mengatasi masalah hilangnya gradien (*vanishing gradient*) yang biasanya muncul pada RNN tradisional [22], LSTM terdiri dari 5 lapisan, yaitu lapisan *input*, *encoding*, *attention*, *decoding* dan *output*. Dalam tahap awal, lapisan *input* menangkap data deret waktu dalam format 3D [*sample*, *time step*, *feature*] yang telah diproses, dapat dinotasikan dalam bentuk  $X = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_t)$ . Lalu data di proses didalam lapisan *encoding*, dilanjutkan dengan lapisan *attention* yang menghitung bobot. Selanjutnya pada lapisan *decoding* data

didekode dan pada lapisan terakhir *output* menghasilkan prediksi data [23].

## 3. TES

Metode TES ini digunakan untuk mengidentifikasi perubahan pola level, tren dan musiman dari waktu ke waktu, dengan penerapan musim secara aditif dan multiplikatif. Metode ini memiliki tiga tahapan utama yaitu [24],

- *Smoothing* data asli

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-m}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

- *Smoothing* tren

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

- *Smoothing* musiman

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \delta)S_{t-m}$$

$$F_{t+k} = (L_t + K * T_t)S_{t-m+k}$$

Dengan parameter untuk *smoothing*  $\alpha, \beta, \gamma$  yang sudah di optimasi dan masing masing memiliki nilai antara 0 dan 1 [25] [26].

## 4. Mean Squared Root (MSE)

MSE merupakan hasil selisih kuadrat antara nilai aktual dengan nilai prediksi, dapat diartikan bahwa semakin dekat nilai MSE dengan 0 maka akan semakin akurat hasil prediksi yang digunakan. MSE dapat di formulasikan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad [27]$$

## 5. Root Mean Squared Error (RMSE)

RMSE adalah deviasi standar dari error atau kesalahan, RMSE serupa dengan MSE sebagai

indikator untuk mengetahui seberapa dekat atau seberapa sesuai nilai prediksi dengan nilai aktual.

Berikut formulasi dari RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad [27]$$

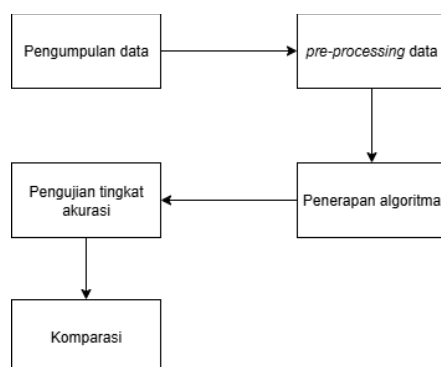
### 6. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE dapat diartikan sebagai rata-rata selisih absolut atau mutlak antara nilai prediksi dengan nilai aktual. Sehingga MAPE memiliki kesamaan dengan MSE dan RMSE, semakin dekat hasil MAPE dengan 0 maka model prediksi akan menghasilkan hasil yang akurat, Formulasi MAPE dapat di gambarkan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum \left( \frac{|A-F|}{A} \right) \times 100}{n} \quad [28]$$

## 3. Metode Penelitian

Pada penelitian ini melibatkan beberapa langkah, antara lain: pengumpulan data, pre-processing data, penerapan model forecasting, pengujian tingkat akurasi dan komparasi, seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

### 3.1. Pengumpulan Data

*Dataset* yang digunakan terdiri dari 32.518 entri

yang diambil dari PT. XYZ dengan periode waktu 1 Juli 2025 hingga 9 September 2025.

### 3.2. Pre-Processing Data

Tahap ini dilakukan agar data mentah yang diperoleh memiliki kualitas yang baik dan konsisten sehingga data siap digunakan pada tahap aplikasi model prediksi. Proses *Pre-processing* data dilakukan menggunakan *software* Microsoft Excel dengan beberapa langkah, sebagai berikut:

#### 1. Pembagian Data

Data mentah yang didapatkan dikonversi ke dalam bentuk data harian.

Tabel 1. Tabel Data Awal

Id	Ip_address	User_agent	Visited_at
1	172.71.152.24	Mozilla/5.0 (Windows NT 10.0; Win64; x64)	01/07/2025 20:51
2	104.23.170.103	Mozilla/5.0 (iPhone; CPU iPhone OS13_2_3 like Mac OS X)	01/07/2025 20:56
...			
32517	114.122.11.30	Mozilla/5.0 (iPhone; CPU iPhone OS18_5 like Mac OS X)	09/09/2025 14:38
32158	167.94.138.182	Mozilla/5.0 (Linux; Android 10; K)	09/09/2025 14:40

#### 2. Modifikasi Kolom Data

Beberapa kolom pada *dataset* diubah dan ditambahkan sesuai dengan kebutuhan seperti berikut:

- Kolom *visited\_at* diubah tipe kolom menjadi *date* dari sebelumnya adalah *custom* dikarenakan ada gabungan tanggal dan waktu visitasi.



- Normalisasi nama variabel  $\alpha, \beta, \gamma$  (*alpha, beta, gamma*) menggunakan *solver* dari Microsoft Excel.
- Penambahan kolom *daily visitor*, bertujuan untuk memfilter dan menghitung data *visitor* harian berdasarkan kolom *visited\_at*.

### 3. Pembersihan Data

Pada tahap ini dilakukan pembersihan data yang tidak sesuai agar meningkatkan hasil pemodelan prediksi.

Hasil dalam tahap *pre-processing* data ini adalah menciptakan *dataset* yang terstandarisasi, konsisten dan siap digunakan pada tahap selanjutnya.

#### 3.3. Penerapan Algoritma

Dalam penelitian ini model prediksi yang digunakan yaitu, *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), *Long Short Term Memory Network* (LSTM) dan *Triple Exponential Smoothing Holt* (TES). Ketiga model yang digunakan didasarkan pada pertimbangan bahwa model memiliki pendekatan yang berbeda, seperti model statistik dan *deep learning*. Penerapan model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *python*.

#### 3.4. Pengujian Tingkat Akurasi

Pada tahap ini setiap model akan dilakukan uji menggunakan metode *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percent Error* (MAPE) agar mendapatkan hasil model mana yang memiliki

tingkat error terkecil.

### 3.5. Komparasi

Pada tahap ini model prediksi yang digunakan dalam penelitian ini akan dilakukan perbandingan berdasarkan nilai MSE, RMSE dan MAPE terkecil.

## 4. Hasil dan Pembahasan

### 4.1. Hasil Penelitian

Pada penelitian ini, *dataset* yang sudah di proses dan terstandarisasi di terapkan kedalam bahasa pemrograman *python*. Berikut hasil dan penjelasan dari *forecasting* yang telah dilakukan:

Tabel 2. Perbandingan Prediksi SARIMA, LSTM dan *Holt-Winters* (TES)

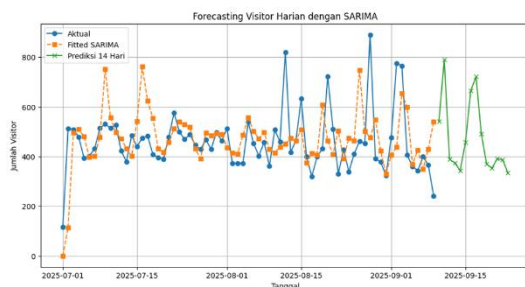
Tanggal	SARIMA	LSTM	Holt-Winter (TES)
2025-09-10	542	343	577
2025-09-11	789	668	482
2025-09-12	388	619	324
2025-09-13	374	538	295
2025-09-14	343	434	287
2025-09-15	456	399	319
2025-09-16	665	398	532
2025-09-17	721	459	512
2025-09-18	490	393	417
2025-09-19	369	414	259
2025-09-20	353	513	230
2025-09-21	390	523	222
2025-09-22	387	500	254
2025-09-23	335	470	467

Tabel 3. Perbandingan Akurasi SARIMA, LSTM dan *Holt-Winters* (TES)

Metode	MSE	RMSE	MAPE
SARIMA	18629.75	136.49	0.2131
LSTM	8257.23	90.87	0.1273
<i>Holt-Winters</i> (TES)	18189.16	134.87	0.2265

### 1. SARIMA

Model SARIMA dengan parameter  $(1,1,1)(1,1,0)_7$  digunakan untuk memodelkan data visitors harian, Parameter  $p = 1$ ,  $d = 1$ ,  $q = 1$  digunakan untuk menangkap hasil pola autoregressive dan moving average. Lalu  $s$  yaitu musiman dengan periode 7 hari ditangani oleh parameter  $P = 1$ ,  $D = 1$ ,  $Q = 0$ , model ini digunakan untuk memprediksi 14 hari kedepan. Hasil prediksi 14 hari kedepan ditampilkan pada Tabel 2, tingkat akurasi dari model ini didapatkan MSE sebesar 18629.75, RMSE 136.49, MAPE sebesar 21.31% dan perbandingan data aktual dengan data hasil forecast yang dihasilkan oleh model ini dapat dilihat pada Gambar 2.

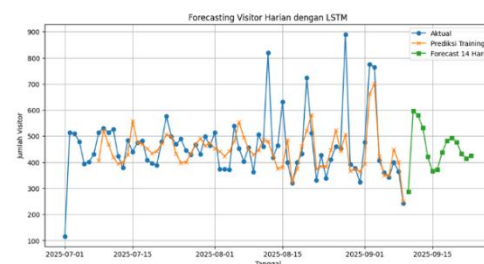


Gambar 2. Grafik Prediksi SARIMA

## 2. LSTM

Model LSTM yang digunakan memiliki 3 layer utama yaitu *layer input*, *hidden layer* dan *layer output*. Pada *layer* pertama merupakan dari data histori *visitors* dengan panjang 7 hari sebelumnya, untuk *layer* kedua merupakan lapisan LSTM dengan 50 unit memori, dan pada lapisan ketiga merupakan lapisan *dense* dengan 1 *neuron*. *Epoch* pada model ini menggunakan

200 *epoch* dengan ukuran batch sebesar 1. Model LSTM yang digunakan untuk memprediksi 14 hari kedepan. Sehingga hasil prediksi 14 hari kedepan ditunjukkan pada Tabel 2, hasil dari tingkat akurasi yang didapatkan, MSE sebesar 8257.23, RMSE sebesar 90.87, MAPE sebesar 12.73% dan perbandingan grafik data aktual dengan hasil *forecast* menggunakan LSTM dapat dilihat pada Gambar 3.



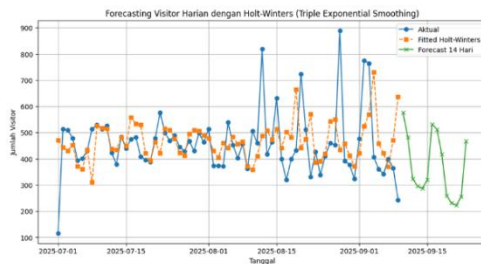
Gambar 3. Grafik Prediksi LSTM

## 3. Holt-Winters (TES)

Model TES yang digunakan untuk penelitian ini menggunakan variabel  $\alpha, \beta, \gamma$  (*alpha*, *beta*, *gamma*) yang dioptimasi menggunakan *solver* dari *software* Microsoft Excel, nilai dari variabel  $\alpha, \beta, \gamma$  memiliki parameter antara 0 dan 1 [26]. Pada penelitian ini variabel  $\alpha$  yang digunakan adalah 0.1,  $\beta$  senilai 0.2 dan  $\gamma$  senilai 0.4, data training untuk periode musiman menggunakan 7 hari untuk memprediksi jumlah *visitors* harian dan model digunakan untuk memprediksi 14 hari kedepan. Hasil prediksi 14 hari kedepan disajikan pada Tabel 2, hasil dari tingkat akurasi dari model ini didapatkan MSE sebesar 18189.16, RMSE sebesar 134.87, MAPE sebesar 22.65% dan perbandingan data aktual dengan data hasil



prediksi dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Grafik Prediksi *Holt-Winters* (TES)

#### 4.2. Pembahasan

Berdasarkan hasil perhitungan tingkat akurasi pada Tabel 3, hasil pengujian menunjukkan bahwa model LSTM menghasilkan performa yang lebih unggul dibandingkan SARIMA dan *Holt-Winters* (TES), dengan nilai MSE sebesar 8257,23, RMSE sebesar 90.87 dan MAPE sebesar 12.73%. Hal ini menunjukkan bahwa LSTM lebih efektif dalam menangkap pola non-linear. Sedangkan *Holt-Winters* TES kurang optimal dalam menangkap pola musiman yang lemah dan minimnya fluktuasi data. Sementara itu SARIMA cukup baik dalam menangkap pola musiman, tetapi kurang responsif terhadap pola non-linear

#### 5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang mencakup komparasi atau perbandingan tiga algoritma dalam *forecasting* website visitors, yaitu SARIMA, LSTM dan *Holt-Winters* (TES), didapatkan hasil bahwa setiap metode atau model memiliki keunggulan dan keterbatasan

sesuai dengan karakteristik data. LSTM pada penelitian ini terbukti mendapatkan hasil paling unggul dengan MSE sebesar 8257,23, RMSE sebesar 90.87 dan MAPE sebesar 12.73% dan tingkat akurasi yang tinggi, dikarenakan kemampuan model ini untuk menangkap pola non-linear. Sedangkan SARIMA dengan performa yang cukup baik untuk data yang memiliki pola musiman jelas, tetapi model ini tetap memiliki keterbatasan dalam mengatasi pola data non-linear. Lalu *Holt-Winters* TES lebih sesuai untuk pola data dengan tren yang jelas dan memiliki fluktuasi data, dikarenakan *Holt-Winters* TES memiliki keterbatasan jika data yang digunakan merupakan data *sideways* atau data yang tidak memiliki tren naik dan turun yang jelas tetapi tren yang datar (*flat*). Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model LSTM adalah model yang paling efektif untuk *forecasting* website visitors. Pada temuan ini menyatakan bahwa semua algoritma memiliki keunggulannya masing-masing terhadap kondisi tertentu. Diharapkan kedepan terdapat pengembangan lebih lanjut seperti integrasi *hybrid* antara model LSTM dan SARIMA ataupun LSTM dan *Holt-Winter* (TES), berpotensi meningkatkan akurasi dari model prediksi agar mendukung dan membantu pengambilan keputusan bagi berbagai bidang yang memanfaatkan *platform digital*.

## 6. Daftar Pustaka

- [1] V. Miftahuljannah and A. Suharso, "Pengimplementasian Berbagai Web Berdasarkan Kebutuhan Pengguna Dengan Menggunakan Metode Systematic Literature Review," *Infotech journal*, vol. 9, no. 2, pp. 401–405, Aug. 2023, doi: 10.31949/infotech.v9i2.6341.
- [2] K. To Suli, "Rancang Bangun Sistem Informasi Desa Berbasis Website (Studi Kasus Desa Walenrang)," 2023.
- [3] Sarah Shabrina, "APJII Rilis Data Terbaru 2025: Pengguna Internet di Indonesia Capai 229 Juta Jiwa," *Teknologi*. Accessed: Aug. 15, 2025.
- [4] K. Pelanggan Pada Pembelian Tiket Konser di Website Locketcom, M. Ariq Athallah, I. Kamal, and U. Padjadjaran, "Pengaruh User Experience Terhadap Kepuasan Pelanggan Pada Pembelian Tiket Konser di Website Locket.com," *Journal of Digital Business Innovation (DIGBI)*, vol. 2, [
- [5] J. A. Ramadhanti, L. Isyriyah, and R. Maulidi, "Penerapan Motion UI untuk Meningkatkan Pengalaman Pengguna dan Penyampaian Informasi pada Website Kampus," *SMATIKA JURNAL*, vol. 15, no. 01, pp. 226–239, Jul. 2025, doi: 10.32664/smatika.v15i01.2039.
- [6] Badan Pusat Statistik, "statistik-e-commerce-2023," Jan. 2025, Accessed: Sep. 18, 2025.
- [7] Halimatus Sadiyah and Sari Hepy Maharani, "Optimasi SEO On-Page untuk Meningkatkan Visibilitas dan Traffic Website E-Commerce: Studi Kasus pada Website Fahmi Sasirangan," 2024.
- [8] T. Raharjo, D. Kuswoyo, and S. S. Tyas, "Optimalisasi Desain UI/UX WEBSITE DemiFilm.co Dengan Metode Design Thinking Dan Usability Testing," *Jurnal Komputer, Informasi dan Teknologi*, vol. 5, no. 1, pp. 1–11, 2025, doi: 10.53697/jkomitek.v5i1.26.
- [9] D. Nababan, V. Fajar Alexandro Nipu, R. Rizald, B. Baso, and D. Arisandi, "OPTIMALISASI Kinerja Mikrokomputer Raspberry Pi Pada Smart Greenhouse Berbasis Internet Of Things (Iot) Dengan Algoritma Forecasting Moving Average," *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 8, no. 2, pp. 164–172, Jul. 2023, doi: 10.36341/rabit.v8i2.3452.
- [10] S. A. Salimu and Y. Yunus, "Prediksi Tingkat Kedatangan Wisatawan Asing Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus: Kepulauan Mentawai)," *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, pp. 98–103, Dec. 2020, doi: 10.37034/infkeb.v2i4.50.
- [11] A. Prayuda and I. Pratama, "Prediksi Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara Di Indonesia Berdasarkan Pintu Masuk Kedatangan Udara," *Rabit : Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 9, no. 2, pp. 232–241, Jul. 2024, doi: 10.36341/rabit.v9i2.4787.
- [12] Bayu Galih Prianda and Edy Widodo, "Perbandingan Metode Seasonal Arima Dan Extreme Learning Machine Pada Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Ke Bali," *Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 15, no. 4, Dec. 2021.
- [13] X. Song *et al.*, "Time-series well performance prediction based on Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model," *J Pet Sci Eng*, vol. 186, p. 106682, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.petrol.2019.106682.
- [14] Medi Hermanto Tinambunan and Sri Wahyuni, "Analisis Metode Holt-Winters Exponential Smoothing Dalam Prediksi Ekspor Komoditas Utama 3 Dijit Sitc," *Warta Dharmawangsa: Journal of Dharmawangsa University*, vol. 18, no. 1, 2024.
- [15] U. M. Sirisha, M. C. Belavagi, and G. Attigeri, "Profit Prediction Using ARIMA,

- SARIMA and LSTM Models in Time Series Forecasting: A Comparison," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 124715–124727, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3224938.
- [16] C. Lidiema, "Modelling and Forecasting Inflation Rate in Kenya Using SARIMA and Holt-Winters Triple Exponential Smoothing," *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, vol. 6, no. 3, p. 161, 2017, doi: 10.11648/j.ajtas.20170603.15.
- [17] I. Boukrouh, S. Idiri, F. Tayalati, A. Azmani, and L. Bouhsaien, "A Hybrid Approach for Sales Forecasting: Combining Deep Learning and Time Series Analysis," *International Journal of Engineering*, vol. 38, no. 4, pp. 859–870, 2025, doi: 10.5829/ije.2025.38.04a.16.
- [18] Changsheng Zhu, Pengyun Lu, Wenfang Feng, and Yanbo Wang, "Bimodal Stock Price Prediction Based on Holt-Winters Exponential Smoothing and PCA Whitening Transformation," Jan. 2025. Accessed: Dec. 02, 2025.
- [19] Wikasanti Dwi Rahayu, Uqwatul Alma Wiza, and Aidina Fitra, "Forecasting International Tourist Arrivals in West Sumatra with SARIMA and Triple Exponential Smoothing for Post-Pandemic Tourism Recovery," *NUANSA INFORMATIKA*, vol. 19, no. 1, Jan. 2025.
- [20] M. N. Wathani, K. Kusriani, and K. Kusnawi, "Prediksi Tren Pergerakan Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk, Dengan Menggunakan Algoritma Long Shot Term Memory (LSTM)," *Infotek: Jurnal Informatika dan Teknologi*, vol. 6, no. 2, pp. 502–512, Jul. 2023, doi: 10.29408/jit.v6i2.19824.
- [21] E. Wallentinsson, "Multiple time series forecasting of cellular network traffic," 2019.
- [22] A. F. Deleviar, Intan Oktaviani, and Hanifah Permatasari, "Pengembangan Website Speech To Video Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo) Berbasis Algoritma Long Shot Term Memory," *Infotek: Jurnal Informatika dan Teknologi*, vol. 8, no. 1, pp. 23–33, Jan. 2025, doi: 10.29408/jit.v8i1.26117.
- [23] X. Wen and W. Li, "Time Series Prediction Based on LSTM-Attention-LSTM Model," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 48322–48331, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3276628.
- [24] C. C. Holt, "Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages," *Int J Forecast*, vol. 20, no. 1, pp. 5–10, Jan. 2004, doi: 10.1016/j.ijforecast.2003.09.015.
- [25] T. W. A. Putra, S. Solikhin, and M. Z. Abdillah, "Model Hybrid untuk Prediksi Jumlah Penduduk yang Hidup dalam Kemiskinan," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 10, no. 6, pp. 1253–1264, Dec. 2023, doi: 10.25126/jtiik.2023107484.
- [26] Fath ELrhman Elsmih, G. M. M. Abdelaziz, Salemalzahrani, and Ashaikh A.A. shokeralla, "Prediction The Daily Number Of Confirmed Cases Of Covid-19 In Sudan With Arima And Holt Winter Exponential SMOOTHING," *International Journal of Development Research*, vol. 10, no. 8, Aug. 2020.
- [27] Abhishek V Tatachar, "Comparative Assessment of Regression Models Based On Model Evaluation Metrics," *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, vol. 8, no. 9, Sep. 2021.
- [28] P. Huriati et al., "Implementation of The Moving Average Method for Forecasting Inventory in CV. Tre Jaya Perkasa," *International Journal of Advanced Science Computing and Engineering*, vol. 4, no. 2, pp. 67–75, May 2022, doi: 10.62527/ijasce.4.2.77.