

Perbandingan Algoritma LSTM dan ARIMA untuk Prediksi Jumlah Pengunjung Museum Airlangga

^{1*}Firnanda Putra Agustinus, ²Ahmad Bagus Setiawan

^{1,2} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹firmandanocoment224@gmail.com, ²ahmadbagus@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Firnanda Putra Agustinus

Abstrak—Museum Airlangga Kota Kediri masih menggunakan pencatatan jumlah pengunjung secara manual sehingga data kunjungan yang tersedia belum dapat dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung pengambilan keputusan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi jumlah pengunjung museum berdasarkan data historis kunjungan periode Januari 2024 hingga Maret 2026. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing* data, pembangunan model, pengujian, dan evaluasi menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA memperoleh nilai MAE sebesar 3.6730, RMSE sebesar 6.9843, dan MAPE sebesar 247.5704%, sedangkan model LSTM memperoleh nilai MAE sebesar 2.9242, RMSE sebesar 7.1169, dan MAPE sebesar 155.2355%. Meskipun nilai RMSE ARIMA sedikit lebih rendah, model LSTM menghasilkan nilai MAE dan MAPE yang lebih baik sehingga secara keseluruhan memiliki performa prediksi yang lebih unggul. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode LSTM lebih efektif dalam memprediksi jumlah pengunjung museum yang memiliki pola data dinamis dan fluktuatif.

Kata Kunci— ARIMA, LSTM, Prediksi, *Time Series*, Wisata Museum

Abstract—Museum Airlangga in Kediri Town still relies on manual visitor recording, making the available visitor data difficult to utilize optimally for decision-making purposes. This study aims to compare the performance of the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) and *Long Short-Term Memory* (LSTM) algorithms in predicting museum visitor numbers based on historical visitation data from January 2024 to March 2026. The research stages included data preprocessing, model development, testing, and evaluation using *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), and *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). The results showed that the ARIMA model achieved an MAE of 3.6730, an RMSE of 6.9843, and a MAPE of 247.5704%, while the LSTM model achieved an MAE of 2.9242, an RMSE of 7.1169, and a MAPE of 155.2355%. Although ARIMA produced a slightly lower RMSE, LSTM achieved better MAE and MAPE values, indicating superior overall predictive performance. These findings suggest that LSTM is more effective for predicting museum visitor numbers with dynamic and fluctuating patterns.

Keywords— ARIMA, LSTM, Prediction, *Time Series*, Museum Tourism

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong transformasi digital pada berbagai sektor, termasuk sektor pariwisata dan kebudayaan. Museum sebagai institusi pelestarian sejarah dan budaya kini tidak hanya berfungsi sebagai tempat penyimpanan artefak, tetapi juga sebagai pusat informasi dan destinasi wisata edukatif yang memerlukan pengelolaan data secara efektif dan

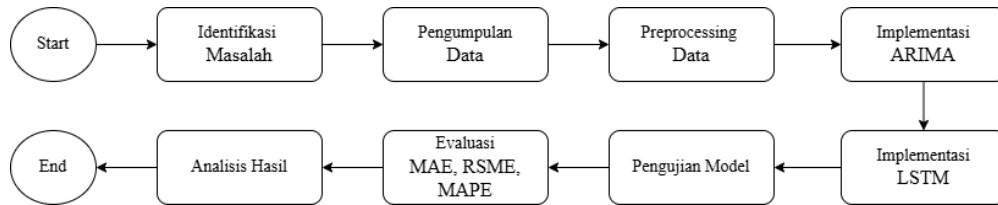
modern[1]. Pemanfaatan teknologi berbasis data menjadi penting agar museum mampu meningkatkan kualitas layanan, memahami pola kunjungan pengunjung, serta mendukung pengambilan keputusan operasional secara lebih terukur[2]. Namun Museum Airlangga Kota Kediri masih menggunakan proses pencatatan jumlah pengunjung secara manual menggunakan buku tamu. Metode pencatatan manual menyebabkan data kunjungan sulit dianalisis secara mendalam, rentan terhadap kesalahan pencatatan, serta belum mampu memberikan informasi prediktif mengenai pola kunjungan pengunjung[3]. Akibatnya, pihak pengelola museum mengalami kesulitan dalam melakukan perencanaan operasional seperti pengaturan staf, penyediaan fasilitas, dan strategi promosi berdasarkan pola kunjungan yang terjadi.

Kesulitan yang dialami pihak museum dapat dilihat dari pola kunjungan pengunjung museum yang merupakan data deret waktu (*time series*), sementara itu memiliki pola yang fluktuatif dan dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti hari libur, musim wisata, serta kegiatan tertentu[4]. Data dengan karakteristik tersebut memerlukan metode prediksi yang mampu mempelajari hubungan temporal dan pola jangka panjang secara efektif. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam prediksi data *time series* adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). ARIMA dikenal sebagai metode statistik yang cukup baik dalam memprediksi data dengan pola linear dan stabil, namun performanya cenderung kurang optimal ketika diterapkan pada data yang bersifat non-linear dan memiliki fluktuasi tinggi[5]. Oleh karena itu, diperlukan metode lain yang lebih adaptif dalam menangani pola data kunjungan museum yang dinamis dan musiman.

Metode yang merupakan perkembangan *Machine Learning* dan *Deep Learning* menghadirkan pendekatan baru dalam prediksi data deret waktu, salah satunya adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* pada data berurutan[6]. LSTM memiliki kemampuan dalam mempelajari pola jangka panjang dan hubungan temporal yang kompleks sehingga dinilai lebih efektif dalam menangani data kunjungan wisata yang bersifat dinamis dan musiman[7]. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma LSTM memiliki performa yang baik dalam prediksi data kunjungan wisata dibandingkan metode konvensional[8]. Namun, penelitian mengenai prediksi jumlah pengunjung museum di tingkat lokal serta perbandingan performa algoritma LSTM dan ARIMA pada data kunjungan museum masih sangat terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma LSTM dan ARIMA dalam memprediksi jumlah pengunjung Museum Airlangga Kota Kediri menggunakan metrik evaluasi MAE, RMSE, dan MAPE untuk mengetahui metode yang memiliki tingkat akurasi lebih baik dalam memprediksi jumlah pengunjung museum.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan metode *Development Research* dengan pendekatan eksperimen untuk membandingkan performa algoritma ARIMA dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi jumlah pengunjung Museum Airlangga Kota Kediri berdasarkan data historis kunjungan[9]. Proses penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing*, pembangunan model, pelatihan, pengujian, dan evaluasi model menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

A. Identifikasi Masalah

Museum Airlangga Kota Kediri masih menggunakan sistem pencatatan jumlah pengunjung secara manual melalui buku tamu, sehingga data kunjungan sulit dikelola dan dianalisis secara optimal. Proses pencatatan manual tersebut rentan terhadap kesalahan, kehilangan data, serta belum mampu memberikan informasi prediktif terkait pola kunjungan pengunjung. Akibatnya, pihak pengelola museum mengalami kesulitan dalam memperkirakan jumlah pengunjung pada periode tertentu untuk mendukung perencanaan operasional, pengelolaan fasilitas, dan strategi pelayanan. Oleh karena itu, diperlukan metode prediksi yang mampu menganalisis data historis pengunjung secara lebih akurat melalui perbandingan algoritma ARIMA dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk mengetahui metode yang paling efektif dalam memprediksi jumlah pengunjung Museum Airlangga.

B. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan menyalin data historis jumlah pengunjung Museum Airlangga dari buku tamu pengunjung harian museum. Data yang dikumpulkan berupa data *time series* dalam rentang waktu tertentu dan digunakan sebagai dataset utama dalam proses pelatihan dan pengujian model prediksi.

Tabel 1. Data Pengunjung Museum Periode Januari 2024 – Maret 2026

Bulan	Jumlah Pengunjung Tahun 2024	Jumlah Pengunjung Tahun 2025	Jumlah Pengunjung Tahun 2026
Januari	3	358	409
Februari	-	1227	232
Maret	4	56	436
April	-	235	-
Mei	-	159	-
Juni	-	434	-
Juli	-	106	-
Agustus	-	246	-
September	-	273	-
Oktober	317	337	-
November	247	579	-
Desember	392	609	-

C. *Preprocessing Data*

1. *Data Cleaning*

Proses *data cleaning* dilakukan untuk membersihkan dataset sebelum digunakan pada proses pelatihan model ARIMA dan LSTM. Pada tahap ini, kolom yang tidak digunakan seperti kolom *Unnamed* dihapus yang muncul akibat adanya kolom kosong pada file Excel. Selain itu, data kosong pada kolom jumlah pengunjung juga dibersihkan agar tidak mempengaruhi proses

pengolahan data. Setelah proses *cleaning* selesai dilakukan, dataset menjadi lebih rapi dan terstruktur sehingga lebih siap digunakan pada tahap preprocessing dan pelatihan model prediksi.

2. Normalisasi

Normalisasi data dilakukan untuk mengubah rentang nilai data jumlah pengunjung menjadi 0 hingga 1 menggunakan metode *MinMaxScaler*. Proses ini bertujuan agar data memiliki skala yang lebih seragam sehingga model LSTM dapat mempelajari pola data dengan lebih stabil dan optimal. Setelah proses normalisasi dilakukan, nilai data yang kecil akan berada mendekati angka 0, sedangkan nilai yang lebih besar akan memiliki nilai normalisasi yang lebih tinggi. Hasil normalisasi ini membantu meningkatkan performa model dalam proses prediksi jumlah pengunjung Museum Airlangga. Rumus normalisasi ditunjukkan sebagai berikut:

$$x^1 = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \dots \dots \dots (1)$$

3. Sliding Window

Metode *sliding window* digunakan untuk membentuk data *time series* menjadi data berurutan (*sequence*) sebelum diproses oleh model LSTM. Pada metode ini, beberapa data sebelumnya digunakan untuk memprediksi data pada periode berikutnya secara bergeser dari awal hingga akhir dataset. Proses tersebut bertujuan agar model dapat mempelajari pola perubahan jumlah pengunjung berdasarkan data historis yang saling berhubungan. Dengan penggunaan data berurutan tersebut, model LSTM dapat mengenali pola kunjungan pengunjung dari waktu ke waktu sehingga membantu meningkatkan kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang lebih baik.

4. Split Data

Proses *split data* dilakukan setelah tahap preprocessing selesai untuk membagi dataset menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk melatih model ARIMA dan LSTM agar dapat mempelajari pola jumlah pengunjung museum, sedangkan data *testing* digunakan untuk menguji kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Pada penelitian ini, pembagian data dilakukan menggunakan rasio 80:20 agar sebagian besar data dapat digunakan untuk proses pelatihan model dan sisanya digunakan untuk proses evaluasi sehingga tingkat akurasi prediksi dapat diukur secara lebih optimal.

D. Implementasi ARIMA

Implementasi *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dilakukan untuk memprediksi jumlah pengunjung Museum Airlangga berdasarkan data historis kunjungan. Model ARIMA digunakan karena mampu menganalisis pola data *time series* berdasarkan hubungan antar data sebelumnya. Pada penelitian ini, model dibangun menggunakan parameter ARIMA(2,1,2) yang terdiri dari nilai *autoregressive* (p), *differencing* (d), dan *moving average* (q). Proses *differencing* dilakukan untuk membantu membuat data menjadi lebih stabil sebelum dilakukan prediksi. Setelah model berhasil dibangun, ARIMA digunakan untuk mempelajari pola jumlah pengunjung museum berdasarkan data historis dan menghasilkan prediksi pada data *testing*.

E. Implementasi LSTM

Implementasi *Long Short-Term Memory* (LSTM) dilakukan untuk memprediksi jumlah pengunjung Museum Airlangga berdasarkan data historis kunjungan. Model LSTM dipilih karena memiliki kemampuan dalam mempelajari pola data *time series* dan hubungan jangka panjang pada data berurutan. Pada penelitian ini, model dibangun menggunakan dua layer LSTM dan layer *Dropout* untuk membantu mengurangi risiko *overfitting* selama proses pelatihan. Selain itu, model dilatih menggunakan optimizer Adam dan fungsi *loss Mean Squared Error* (MSE) agar proses pembelajaran data dapat berjalan lebih optimal. Penggunaan beberapa layer LSTM bertujuan agar model mampu mempelajari pola perubahan jumlah pengunjung secara lebih mendalam sehingga dapat menghasilkan prediksi yang lebih baik dan stabil.

F. Pengujian Model

Pengujian model dilakukan untuk mengetahui kemampuan model ARIMA dan LSTM dalam memprediksi jumlah pengunjung Museum Airlangga menggunakan data *testing* yang sebelumnya tidak digunakan pada proses pelatihan model. Pada tahap ini, hasil prediksi dari kedua model dibandingkan dengan data aktual untuk melihat tingkat kedekatan dan akurasi prediksi yang dihasilkan. Proses pengujian dilakukan menggunakan visualisasi grafik serta metode evaluasi MAE, RMSE, dan MAPE sehingga dapat diketahui model yang memiliki tingkat kesalahan prediksi paling rendah dan performa terbaik dalam mengikuti pola jumlah pengunjung museum.

G. Evaluasi

Tahap evaluasi model dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi prediksi dari metode ARIMA dan LSTM terhadap data aktual jumlah pengunjung Museum Airlangga. Pada penelitian ini, proses evaluasi menggunakan tiga metrik utama yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Ketiga metrik tersebut merupakan metode evaluasi yang umum digunakan pada penelitian *time series forecasting* karena mampu mengukur tingkat kesalahan prediksi model secara numerik[10].

1. Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan antara data aktual dan hasil prediksi model. Semakin kecil nilai MAE, maka semakin baik performa model dalam melakukan prediksi.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - x'_i| \dots \dots \dots (2)$$

2. Root Mean Squared Error (RMSE)

Root Mean Squared Error (RMSE) digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi model terhadap data aktual. Semakin kecil nilai RMSE yang dihasilkan, maka semakin baik performa model dalam melakukan prediksi.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x'_i)^2} \dots \dots \dots (3)$$

3. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi dalam bentuk persentase. Semakin kecil nilai MAPE yang dihasilkan, maka semakin baik performa model dalam melakukan prediksi.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - x'_i}{x_i} \right| \times 100\% \dots \dots \dots (4)$$

H. Analisis Hasil

Analisis hasil ini nantinya menjelaskan performa model ARIMA dan LSTM dalam memprediksi jumlah pengunjung Museum Airlangga berdasarkan hasil evaluasi MAE, RMSE, dan MAPE. Dari hasil perbandingan tersebut dapat diketahui model yang memiliki tingkat kesalahan prediksi paling rendah dan kemampuan terbaik dalam mengikuti pola data jumlah pengunjung museum. Selain itu, analisis ini juga menjelaskan bahwa model LSTM lebih mampu mempelajari pola data *time series* yang bersifat dinamis dan fluktuatif dibandingkan ARIMA, sehingga menghasilkan performa prediksi yang lebih baik pada penelitian ini.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil *Preprocessing*

Tahap *preprocessing* data dilakukan untuk mempersiapkan dataset sebelum digunakan pada proses pelatihan model ARIMA dan LSTM. Tahapan yang dilakukan meliputi data cleaning, normalisasi data, pembentukan sliding window, serta pembagian dataset menjadi data training dan testing.

1. Data *Cleaning*

Pada tabel 2. menunjukkan hasil proses data *cleaning* pada dataset jumlah pengunjung Museum Airlangga sebelum dan sesudah dilakukan pembersihan data. Sebelum proses *cleaning*, dataset memiliki 14 kolom yang terdiri dari beberapa kolom utama serta kolom tambahan bernama *Unnamed* yang muncul karena adanya kolom kosong pada file Excel. Setelah proses pembersihan dilakukan, jumlah kolom berkurang menjadi 6 kolom karena kolom-kolom yang tidak diperlukan berhasil dihapus. Hasil ini menunjukkan bahwa dataset telah menjadi lebih rapi dan terstruktur sehingga lebih siap digunakan pada tahap preprocessing dan pelatihan model prediksi ARIMA maupun LSTM.

Tabel 2. Hasil Data *Cleaning*

Dataset	Jumlah Kolom	Nama Kolom
Sebelum <i>Cleaning</i>	14 kolom	No, Tanggal, Nama, Alamat, Tujuan, Jumlah Pengunjung, Unnamed: 6, Unnamed: 7, Unnamed: 8, Unnamed: 9, Unnamed: 10, Unnamed: 11, Unnamed: 12, Unnamed: 13
Sesudah <i>Cleaning</i>	6 kolom	No, Tanggal, Nama, Alamat, Tujuan, Jumlah Pengunjung

2. Hasil Normalisasi Data

Pada tabel 3. menunjukkan hasil proses normalisasi data jumlah pengunjung menggunakan metode *MinMaxScaler*. Proses normalisasi dilakukan dengan mengubah nilai data ke dalam rentang 0 hingga 1 agar data memiliki skala yang lebih seragam sebelum diproses oleh model LSTM. Nilai seperti 0.00712106, 0, dan 0.00305188 merupakan hasil perubahan dari data jumlah

pengunjung asli menjadi data yang telah dinormalisasi. Dengan proses ini, model dapat mempelajari pola data dengan lebih stabil sehingga membantu meningkatkan performa dan akurasi prediksi.

Tabel 3. Hasil Normalisasi Data

Data Asli	Hasil Normalisasi
8	0.00712106
1	0
1	0
1	0
4	0.00305188

3. Sliding Window dan Split Data

Tabel 4. menunjukkan hasil proses *sliding window* sebelum data digunakan pada model LSTM. Nilai Shape X : (1871, 30, 1) menunjukkan bahwa sistem berhasil membentuk 1871 data sequence menggunakan 30 data sebelumnya untuk memprediksi data berikutnya dan angka 1 menunjukkan bahwa data hanya memiliki satu fitur yaitu jumlah pengunjung. Sementara itu, Shape y : (1894,) menunjukkan jumlah data target yang dihasilkan. Setelah proses tersebut, pada tabel 5. menunjukkan dataset dibagi menjadi data *training* sebanyak 1496 data dan data *testing* sebanyak 375 data menggunakan rasio 80:20. Hasil pembagian ini ada pada tabel yang bertujuan agar model dapat mempelajari pola data dengan optimal serta dapat diuji tingkat akurasi prediksinya.

Tabel 4. Hasil *Sliding Window*

Parameter	Hasil
Shape X	(1871, 30, 1)
Shapr Y	(1871,)

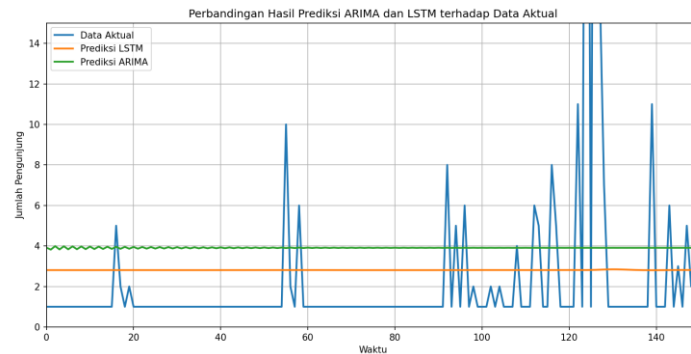
Tabel 5. Hasil Split data

Jenis Data	Jumlah Data
Training	1496
Testing	375

B. Hasil Perbandingan ARIMA dan LSTM

Berdasarkan gambar 2. di bawah model ARIMA dan LSTM mampu mengikuti pola umum jumlah pengunjung Museum Airlangga berdasarkan data historis yang digunakan. Namun demikian, kedua model masih menghasilkan prediksi yang cenderung stabil sehingga belum mampu mengikuti lonjakan jumlah pengunjung yang terjadi secara tiba-tiba. Model ARIMA menghasilkan prediksi yang lebih mendekati rata-rata data, sedangkan model LSTM menghasilkan prediksi yang lebih mendekati data aktual berdasarkan hasil evaluasi numerik yang diperoleh. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa data jumlah pengunjung museum memiliki pola

yang cukup fluktuatif sehingga mempengaruhi kemampuan model dalam menghasilkan prediksi secara optimal.



Gambar 2. Perbandingan Hasil Prediksi ARIMA dan LSTM terhadap Data Aktual

1. Parameter Terbaik Model ARIMA

Model ARIMA dibangun menggunakan parameter *autoregressive* (p), *differencing* (d), dan *moving average* (q). Berdasarkan hasil pengujian model, parameter terbaik yang digunakan pada penelitian ini adalah ARIMA(2,1,2).

2. Parameter Terbaik Model LSTM

Model LSTM dibangun menggunakan dua layer LSTM dan layer *Dropout* untuk mengurangi risiko *overfitting* selama proses pelatihan model. Selain itu, model dilatih menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss *Mean Squared Error*.

Tabel 6. Parameter Terbaik Model LSTM

Parameter	Nilai
Epoch	300
Batch Size	16
Optimizer	Adam
Loss Function	Mean Squared Error
LSTM Layer 1	64 Unit
LSTM Layer 2	32 Unit
Dropout	0.2

Berdasarkan parameter tersebut, model LSTM dilatih sebanyak 300 epoch menggunakan batch size 16. Layer pertama menggunakan 64 unit LSTM untuk mempelajari pola data jangka panjang, sedangkan layer kedua menggunakan 32 unit untuk membantu proses pembelajaran pola data yang lebih kompleks. Penambahan layer *Dropout* sebesar 0.2 dilakukan untuk mengurangi kemungkinan model mengalami *overfitting* selama proses pelatihan.

3. Hasil Evaluasi

Setelah proses pelatihan dan pengujian selesai dilakukan, kedua model dievaluasi menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE untuk mengetahui tingkat kesalahan prediksi masing-masing model.

Tabel 7. Hasil Evaluasi

Model	MAE	RMSE	MAPE
ARIMA	3.6730	6.9843	247.5704
LSTM	2.9242	7.1169	155.2355

Berdasarkan hasil evaluasi akhir, model ARIMA menghasilkan nilai MAE sebesar 3.6730, RMSE sebesar 6.9843, dan MAPE sebesar 247.5704%, sedangkan model LSTM menghasilkan nilai MAE sebesar 2.9242, RMSE sebesar 7.1169, dan MAPE sebesar 155.2355%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model LSTM memiliki performa prediksi yang lebih baik dibandingkan ARIMA karena menghasilkan nilai MAE dan MAPE yang lebih kecil, sehingga prediksi yang dihasilkan lebih mendekati data aktual jumlah pengunjung Museum Airlangga. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model LSTM mampu mempelajari pola data jumlah pengunjung dengan lebih baik dibandingkan model ARIMA.

Meskipun nilai RMSE model ARIMA sedikit lebih kecil dibandingkan LSTM, perbedaannya tidak terlalu signifikan. Selain itu, berdasarkan visualisasi grafik prediksi, kedua model masih mengalami kesulitan dalam mengikuti lonjakan jumlah pengunjung yang terjadi secara tiba-tiba karena pola data jumlah pengunjung museum bersifat fluktuatif dan tidak stabil pada waktu tertentu. Namun secara keseluruhan, model LSTM dinilai lebih mampu menangani pola data *time series* yang dinamis dan non-linear sehingga menghasilkan performa prediksi yang lebih optimal dibandingkan ARIMA.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode LSTM lebih efektif dalam mempelajari pola data *time series* yang bersifat non-linear dan dinamis dibandingkan ARIMA. Hal tersebut dikarenakan LSTM memiliki kemampuan untuk mempelajari hubungan jangka panjang pada data berurutan sehingga lebih baik dalam menangani pola perubahan jumlah pengunjung museum dari waktu ke waktu. Oleh karena itu, metode LSTM dinilai lebih sesuai digunakan untuk prediksi jumlah pengunjung Museum Airlangga pada penelitian ini.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) memiliki performa yang lebih baik dibandingkan ARIMA dalam memprediksi jumlah pengunjung Museum Airlangga Kota Kediri. Hal tersebut ditunjukkan dari hasil evaluasi model, di mana LSTM menghasilkan nilai MAE sebesar 2.9242 dan MAPE sebesar 155.2355%, lebih rendah dibandingkan ARIMA yang memperoleh nilai MAE sebesar 3.6730 dan MAPE sebesar 247.5704%. Meskipun nilai RMSE model ARIMA sebesar 6.9843 sedikit lebih kecil dibandingkan LSTM sebesar 7.1169, perbedaannya tidak terlalu signifikan sehingga secara keseluruhan model LSTM tetap menunjukkan performa prediksi yang lebih baik. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode LSTM lebih mampu mempelajari pola data *time series* yang bersifat dinamis dan fluktuatif sehingga dapat menghasilkan prediksi yang lebih mendekati data aktual. Dengan demikian, penerapan metode prediksi berbasis *Deep Learning* seperti LSTM dapat membantu pengelolaan data kunjungan museum secara lebih efektif serta mendukung pengambilan keputusan operasional berbasis data pada sektor museum dan pariwisata.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Museum Airlangga Kota Kediri yang telah memberikan izin dan membantu proses pengambilan data dalam penelitian ini. Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada Universitas Nusantara PGRI Kediri, khususnya Program Studi Teknik Informatika, dosen pembimbing, serta seluruh pihak yang telah memberikan dukungan, arahan, dan motivasi selama proses penelitian hingga artikel ini dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Nikolaou, "Museums and the Post-Digital: Revisiting Challenges in the Digital Transformation of Museums," *Heritage*, vol. 7, no. 3, pp. 1784–1800, Mar. 2024, doi: 10.3390/heritage7030084.
- [2] J. Q. H. Yap, Z. Kamble, A. T. H. Kuah, and D. Tolkach, "The impact of digitalization and digitisation in museums on memory-making," 2024, *Routledge*. doi: 10.1080/13683500.2024.2317912.
- [3] S. Puspasari, R. Gustriansyah, and A. Sanmorino, "Forecasting a museum visit post pandemic using exponential smoothing model," *JURNAL INFOTEL*, vol. 15, no. 4, pp. 309–316, Nov. 2023, doi: 10.20895/infotel.v15i4.949.
- [4] K. Xu, J. Zhang, J. Huang, H. Tan, X. Jing, and T. Zheng, "Forecasting Visitor Arrivals at Tourist Attractions: A Time Series Framework with the N-BEATS for Sustainable Tourism," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 16, no. 18, Sep. 2024, doi: 10.3390/su16188227.
- [5] K. Umam, "MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database Perbandingan Metode ARIMA dan LSTM pada Prediksi Jumlah Pengunjung Perpustakaan," *Journal MIND Journal | ISSN*, vol. 8, no. 2, pp. 119–129, 2023, doi: 10.26760/mindjournal.v8i2.119-129.
- [6] A. Sherstinsky, "Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network," *Physica D*, vol. 404, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.physd.2019.132306.
- [7] S. C. Hsieh, "Tourism demand forecasting based on an lstm network and its variants," *Algorithms*, vol. 14, no. 8, Aug. 2021, doi: 10.3390/a14080243.
- [8] E. Fuad, J. Siregar, and Y. Rizki, "Forecasting Tourist Arrivals with Partial Time Series Data Using Long-Short Term Memory (LSTM)," *The Asian Institute of Research Engineering and Technology Quarterly Reviews*, vol. 6, no. 1, pp. 56–64, 2023, [Online]. Available: <https://www.asianinstituteofresearch.org/>
- [9] S. Jurnal, A. Satrani, B. Krismono, and K. Hidjah, "Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi (S I N T E K) Hybrid Deep Learning untuk Prediksi Kunjungan Tamu Hotel", [Online]. Available: <https://sintek.stmikku.ac.id/index.php/home>
- [10] P. Manandhar, H. Rafiq, E. Rodriguez-Ubinas, and T. Palpanas, "New Forecasting Metrics Evaluated in Prophet, Random Forest, and Long Short-Term Memory Models for Load Forecasting," *Energies (Basel)*, vol. 17, no. 23, Dec. 2024, doi: 10.3390/en17236131.