

Terbit online pada laman web jurnal: <https://jurnal.plb.ac.id/index.php/tematik/index>



TEMATIK

Jurnal Teknologi Informasi Komunikasi (e-Journal)

Vol. 11 No. 2 (2024) 189 - 194

ISSN Media Elektronik: 2443-3640

Model Prediksi Kepadatan Pariwisata Jawa Barat Menggunakan Metode *Long Short-Term Memory with Temporal Attention* *West Java Tourism Density Prediction Model Using Long Short-Term Memory Networks with Temporal Attention Method*

Nadya Safitri¹, Rully Pramudita², Saludin Muis³, Fitri Shafirawati⁴, Muhammad Seno Anggoro⁵

¹Rekayasa Prangkat Lunak, Fakultas Informatika, Universitas Bina Insani

^{2,3,4}Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Bina Insani

⁵Sistem Informasi, Fakultas Informatika, Universitas Bina Insani

¹nadyasafitri@binainsani.ac.id, ²rullypramudita@binainsani.ac.id, ³saludin@binainsani.ac.id, ⁴fshafira0904@gmail.com,

⁵muhammadseno4@gmail.com

Abstract

This study aims to apply the Long Short-Term Memory Networks (LSTM) with Temporal Attention method in predicting tourism density in West Java tourist destinations. The problem faced is the uncertainty in estimating tourist density at various locations and times, which makes the management of tourism resources and facilities difficult. Therefore, this study is important to provide a tool that can help make more effective decisions in the tourism sector in West Java. The urgency of this study lies in the need for accurate and real-time tourist density predictions to support the management and development of tourist destinations in West Java. With the right prediction model, related parties can regulate capacity, optimize services, and avoid negative impacts such as excess capacity and crowds that have the potential to endanger visitors and the environment. The purpose of this study is to develop a tourism density prediction model that combines the distinctive features of LSTM with a temporal attention mechanism. This model aims to provide accurate and dynamic tourist density estimates, taking into account the temporal patterns of tourist visits in West Java. The model evaluation methods used in this study are RMSE and MAE, and the results of the model testing are that it has an RMSE value of 32208867.139 and an MAE value of 5099.219, and it is hoped that there will be a dataset with a long period after the covid mass where the dataset is free from abnormal events so that a more appropriate model is obtained.

Keywords: density, LSTM, prediction, tourism, west java

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengaplikasikan metode Long Short-Term Memory Networks (LSTM) with Temporal Attention dalam memprediksi kepadatan pariwisata di destinasi wisata Jawa Barat. Permasalahan yang dihadapi adalah ketidakpastian dalam mengestimasi kepadatan wisatawan di berbagai lokasi dan waktu, yang membuat pengelolaan sumber daya dan fasilitas wisata menjadi sulit. Oleh karena itu, penelitian ini menjadi penting untuk menyediakan alat yang dapat membantu pengambilan keputusan yang lebih efektif di bidang pariwisata Jawa Barat. Urgensi penelitian ini terletak pada kebutuhan akan prediksi kepadatan wisatawan yang akurat dan waktu-nyata untuk mendukung pengelolaan dan pengembangan destinasi wisata di Jawa Barat. Dengan adanya model prediksi yang tepat, pihak terkait dapat melakukan pengaturan kapasitas, mengoptimalkan layanan, dan menghindari dampak negatif seperti kelebihan kapasitas dan kerumunan yang berpotensi membahayakan pengunjung dan lingkungan. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan model prediksi kepadatan pariwisata yang menggabungkan fitur-fitur khas dari LSTM dengan mekanisme perhatian temporal. Model ini bertujuan untuk memberikan estimasi kepadatan wisatawan yang akurat dan dinamis, dengan mempertimbangkan pola temporal kunjungan wisatawan di Jawa Barat. Metode evaluasi model yang digunakan dalam penelitian ini ialah RMSE dan MAE, dan hasil pengujian modelnya yaitu memiliki nilai RMSE sebesar 32208867.139 dan nilai MAE sebesar 5099.219, dan diharapkan adanya dataset dengan periode panjang setelah massa covid dimana dataset bebas dari kejadian abnormal sehingga diperoleh model yang lebih sesuai.

Kata kunci: jawa barat, kepadatan, LSTM, prediksi, pariwisata

1. Pendahuluan

Sektor pariwisata memiliki peran vital dalam perekonomian Indonesia, karena merupakan sumber utama devisa negara sekaligus penyedia lapangan kerja terbesar di tanah air [1] termasuk di Provinsi Jawa Barat (Jabar) yang memiliki banyak destinasi menarik. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Barat, jumlah kunjungan wisatawan mancanegara dan nusantara di Jawa Barat dari tahun 2021-2023 terus mengalami peningkatan dari sekitar 28 juta pengunjung pada tahun 2021 menjadi 59 juta pengunjung pada tahun 2023 [2]. Pengelolaan pariwisata yang efektif memerlukan pemahaman yang mendalam tentang pola kunjungan wisatawan dan kepadatannya di berbagai lokasi wisata [3]. Namun, estimasi kepadatan wisatawan yang akurat dan dinamis merupakan tantangan yang kompleks. Hal ini disebabkan oleh fluktuasi kunjungan yang dipengaruhi oleh faktor waktu dan lokasi, serta interaksi antar destinasi wisata. Oleh karena itu, di bidang pariwisata, memprediksi jumlah kunjungan wisatawan adalah langkah penting untuk memahami perkiraan jumlah wisatawan di masa yang akan datang [4] guna mendukung pengelolaan dan pengembangan pariwisata di Jawa Barat.

Selama dekade terakhir, minat terhadap klasifikasi telah meningkat. Data deret waktu ditemukan di banyak bidang, seperti pengukuran cuaca, catatan keuangan, observasi industri, dan sinyal psikologis [5]. Berbagai pendekatan, termasuk berbasis fitur, ensemble, dan pembelajaran mendalam, telah digunakan untuk mengklasifikasikan data deret waktu [6]. Misalnya, dalam pariwisata, metode seperti jaringan *Long Short Term Memory* (LSTM) dengan mekanisme perhatian menangkap pola temporal yang kompleks dan memprioritaskan titik data yang signifikan seperti weekend, hari libur nasional atau periode puncak kunjungan wisatawan untuk meningkatkan akurasi prediksi kepadatan wisatawan.

Pada penelitian Haodong Sun et.all tahun 2023 yang berjudul *Forecasting tourism demand across multiple attractions using a spatiotemporal grid: a model based on convolutional block attention module*. Penelitian ini menyatakan bahwa peramalan permintaan wisatawan yang efektif sangat penting bagi operasional perusahaan dan manajemen destinasi, model yang diajukan pada penelitian ini adalah *convolutional block and attention module* (CBAM) untuk mengestimasi permintaan pariwisata secara akurat [7]. Pada penelitian Fahira dan Priyanto tahun 2023 yang berjudul *Predicting Foreign Tourist Arrival Patterns and Analyzing Tripadvisor Reviews with LSTM and LDA*. Penelitian ini memanfaatkan model LSTM dan LDA untuk memprediksi pola kedatangan wisatawan asing serta menganalisis ulasan di Tripadvisor mengenai Jakarta. Model LSTM digunakan untuk memproyeksikan pola kunjungan berdasarkan data historis dan memperlihatkan adanya peningkatan jumlah wisatawan dalam satu tahun ke depan. Sementara itu, LDA

berfungsi untuk mengidentifikasi topik utama dalam ulasan, dengan tujuan memberikan rekomendasi spesifik terkait kota Jakarta. Evaluasi tersebut menunjukkan kinerja yang baik, dengan MAPE sebesar 2,69% dalam memprediksi kedatangan wisatawan [8]. Dalam penelitian Saladan dkk tahun 2023 yang berjudul "Prediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan di Toraja Utara Menggunakan Metode Long Short Term Memory" menjelaskan bahwa dalam sektor pariwisata, memperkirakan jumlah kunjungan wisatawan penting untuk mendapatkan perkiraan jumlah kunjungan di masa depan. Metode *Long Short Term Memory* (LSTM) diterapkan sebagai salah satu cara untuk memprediksi data kunjungan wisatawan di Toraja Utara. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model terbaik dan mengevaluasi kinerja model berdasarkan parameter Jumlah Layer (32, 64, 128), Sliding Window dengan ukuran (3, 6, 9), Dropout (0.01, 0.1, 0.2, 0.5), dan Max Epoch 100. Hasil pelatihan menunjukkan model terbaik dicapai dengan MSE terendah pada konfigurasi layer 32, dropout 0.01, dan epoch 100, menghasilkan Mean Square Error (MSE) sebesar 0.070323934. Model terbaik ini kemudian diuji pada data pengujian dengan parameter layer 32, dropout 0.01, dan epoch 100, yang menghasilkan MSE sebesar 110198720. Hasil ini menunjukkan bahwa model yang dilatih memiliki kemampuan prediksi yang baik. Pada penelitian Mukhtar et al. Pada tahun 2022 yang berjudul "Prediksi Kunjungan Wisatawan dengan Noise Reduction pada Google Trends menggunakan Transformasi Hilbert-Huang dan Long Short-Term Memory" menyatakan bahwa data dan pencarian terkait pariwisata sering terganggu oleh noise. Tanpa pemrosesan noise, akurasi prediksi data dari mesin pencari dapat melemah atau menjadi tidak valid. Sebagai salah satu metode untuk menangani noise, Transformasi Hilbert-Huang (HHT) mampu mengurangi atau membersihkan noise. Penelitian ini berfokus pada Prediksi Kunjungan Wisatawan dengan Pemrosesan Noise pada Mesin Pencari menggunakan metode Transformasi Hilbert-Huang. Pengujian prediksi pada dataset yang berisi 156 data menghasilkan nilai RMSE untuk tahun 2019, di mana RMSE untuk LSTM adalah 129249, dan untuk kombinasi HHT+LSTM adalah 653058. Hasil ini menunjukkan bahwa nilai RMSE yang diperoleh cenderung mendekati 0 [9]. Pada penelitian Roosaputri et al. pada tahun 2022 yang berjudul "Perbandingan Algoritma ARIMA, Prophet, dan LSTM dalam Memprediksi Penjualan Tiket Taman Hiburan (Studi Kasus: Taman Hiburan Saloka)" membandingkan algoritma ARIMA, Prophet, dan Long Short-Term Memory (LSTM) guna menentukan model yang paling tepat untuk memprediksi penjualan tiket taman hiburan. Data yang digunakan diambil dari data historis dan melewati beberapa tahap, seperti pra-pemrosesan dan pengujian algoritma, untuk memastikan akurasi prediksi setiap model. Dari hasil perbandingan ketiga model peramalan, didapatkan bahwa algoritma ARIMA

menghasilkan nilai RMSE sebesar 762,009 dan MAE sebesar 478,887 [10].

Evaluasi model terhadap data uji untuk mengukur akurasi dan efektivitasnya dalam memprediksi kepadatan wisatawan menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) [11],[12],[13] dan *Root Mean Square Error* (RMSE) [11], [14], [15],[16],[17],[18],[19],[20] yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi prediksi. Penelitian ini mengusulkan pendekatan baru menggunakan *Long Short-Term Memory Networks* (LSTM) dengan *Temporal Attention* dalam prediksi kepadatan wisatawan. Kebaruan pendekatan ini terletak pada kemampuannya untuk menangkap pola temporal yang kompleks dari data kunjungan wisatawan dan memungkinkan model untuk memprioritaskan informasi yang lebih penting dari data historis. Misalnya, kunjungan wisatawan pada akhir pekan, hari libur nasional, atau musim liburan mungkin memiliki dampak yang lebih signifikan pada prediksi kepadatan wisatawan daripada pada hari kerja. Mekanisme attention membantu model untuk "memperhatikan" waktu-waktu ini dengan lebih cermat, sehingga meningkatkan akurasi prediksi. Dengan demikian, pendekatan ini diharapkan dapat memberikan prediksi kepadatan wisatawan di destinasi wisata Jawa Barat yang lebih akurat dan dinamis. Selain itu, penelitian ini juga memberikan kontribusi terhadap pengembangan metodologi prediksi kepadatan pariwisata yang lebih maju dan efektif dengan menggunakan teknologi pembelajaran mendalam dalam konteks pariwisata lokal.

2. Metode Penelitian

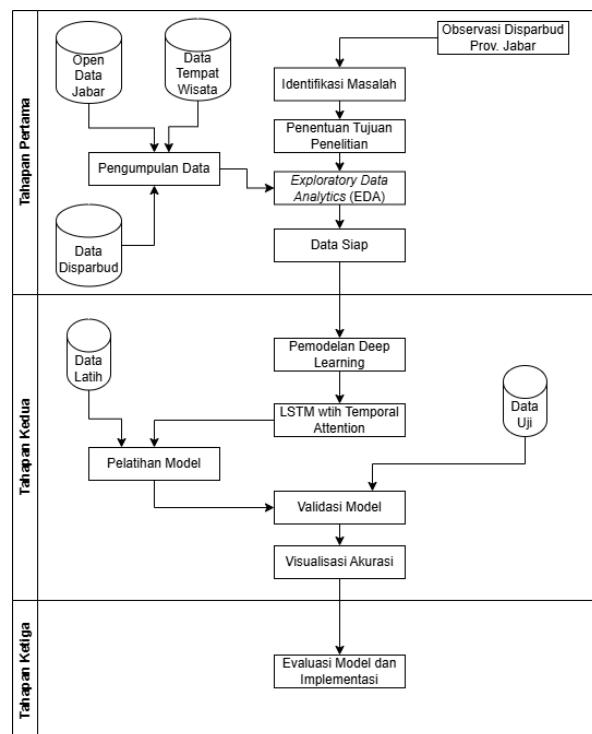
Berdasarkan Gambar 1, alur penelitian dijelaskan sebagai berikut:

Tahap Pertama: Penyiapan Data, dimulai dengan mengidentifikasi permasalahan pada objek penelitian dan menentukan tujuan penelitian. Pengumpulan data diperoleh dari Dinas Pariwisata dan Kebudayaan Provinsi Jawa Barat, Open Data Jawa Barat dan hasil observasi lapangan pada objek wisata. Data yang dikumpulkan dari berbagai sumber berbentuk time series. Dataset mencakup 170 data kunjungan wisatawan setiap bulan dari tahun 2010 hingga awal tahun 2024. Proses *Exploratory Data Analytics* (EDA) untuk memahami data yang telah diperoleh dan menyiapkan data menggunakan *tools* Ms.Excel dan Google Colab agar siap diolah pada tahap pemodelan.

Tahap Kedua: Pemodelan *Deep Learning*, model LSTM dengan *Temporal Attention* akan dikembangkan menggunakan teknik deep learning. Arsitektur model akan dirancang untuk memanfaatkan informasi temporal dari data kunjungan wisatawan, serta memperhatikan pola temporal yang terjadi dari waktu ke waktu. *Temporal attention* berperan dalam menjalankan mekanisme dalam model deep learning

yang memungkinkan model untuk fokus pada bagian tertentu dari urutan input temporal (seperti urutan kunjungan wisatawan) yang lebih relevan atau penting untuk prediksi. Diharapkan dengan penambahan layer *Temporal Attention*, model LSTM dapat lebih akurat dalam memprediksi kepadatan wisatawan karena dapat menangkap dan memanfaatkan pola temporal yang relevan dengan lebih efektif. Pelatihan model yang dibuat menggunakan data latih dan pengoptimalan parameter model. Validasi model dilakukan untuk memvalidasi model menggunakan data uji untuk melihat keakuratan model yang dibuat, dan siap dievaluasi pada tahap akhir.

Tahap Ketiga: Evaluasi dan Implementasi Model, kinerja model akan dievaluasi menggunakan metrik yang relevan seperti *Mean Absolute Percent Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE), untuk mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi kepadatan wisatawan, dan analisis hasil evaluasi untuk implementasi lebih lanjut.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3. Hasil dan Pembahasan

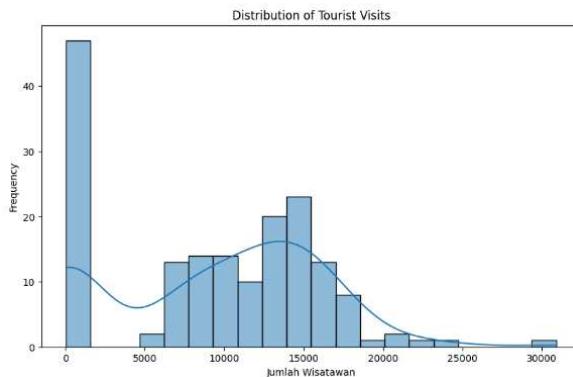
Dataset penelitian terdiri dari 170 record, dengan 3 variabel yaitu tahun, bulan dan wisatawan. Berdasarkan dataset tersebut dilakukan proses *Exploratory Data Analytics* (EDA) untuk mengetahui informasi apa saja yang terdapat dalam dataset tersebut. Pertama, mencari tahu statistik ringkasan data seperti jumlah data, rata-rata nilai, serta nilai minimum dan maksimum dari data tersebut, kemudian melakukan pengecekan terhadap

data missing value. Tabel 1 menjelaskan hasil ringkasan statistik.

Tabel 1. Ringkasan Data Statistik

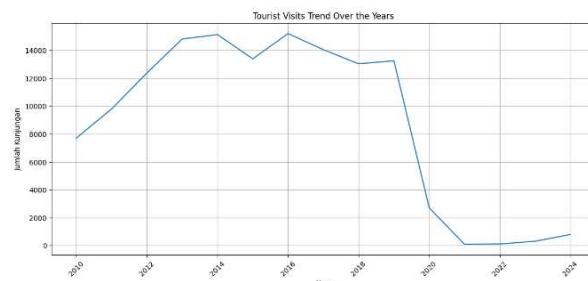
	Years	Tourist Visit
Count	170	170
Std	4.1002	6676.2727
Min	2010	32
25%	2013	514
50%	2017	10570
75%	2020	14246
Max	2024	30922

Berdasarkan dataset tersebut, dapat dilihat bagaimana distribusi kunjungan wisatawan berdasarkan frekuensi kemunculannya. Hal ini dijelaskan pada Gambar 2.



Gambar 2. Distribusi Jumlah Kunjungan Wisatawan

Gambar 3 menjelaskan tren kunjungan wisatawan setiap tahunnya mulai tahun 2010 hingga tahun 2024, jumlah wisatawan mengalami penurunan yang cukup tajam pada tahun 2019-2020 karena dampak pandemi Covid-19 yang melanda dunia, termasuk Indonesia.

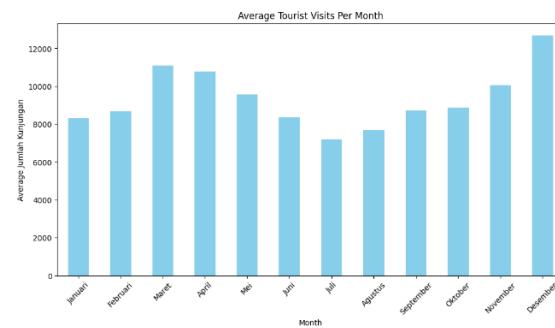


Gambar 3. Tren Kunjungan Wisatawan Setiap Tahun

Gambar 4 menunjukkan rata-rata jumlah kunjungan wisatawan setiap bulannya. Terlihat bahwa jumlah kunjungan wisatawan tertinggi terjadi pada bulan Desember, yang kemungkinan terjadi karena pada bulan tersebut seluruh dunia sedang libur akhir tahun.

Setelah melakukan proses EDA, langkah berikutnya adalah melakukan eksperimen pemodelan menggunakan metode LSTM, dengan memanfaatkan bahasa pemrograman Python dan dukungan Google Colab untuk proses komputasinya. Pembagian data untuk pelatihan dan pengujian dilakukan dengan rasio

80:20. Inisialisasi parameter yang digunakan dalam penelitian ini mencakup rasio data, jumlah unit neuron, epoch, dan ukuran batch. Tabel 2 menunjukkan parameter-parameter yang diinisialisasi selama pelatihan model.



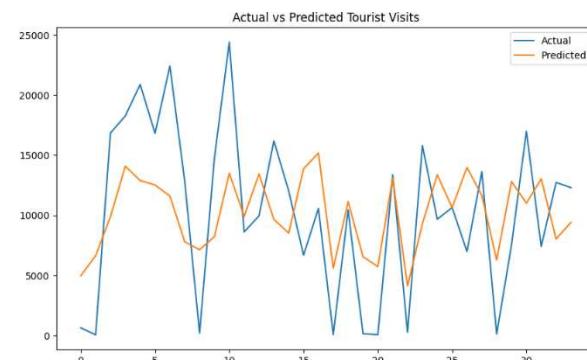
Gambar 4. Jumlah Rata-rata Kunjungan Wisatawan setiap Bulan

Tabel 2. Inisiasi Model Parameter

No.	Parameters	Amount
1	Rasio Data	80:20
2	Unit neuron	100
3	Epoch	100
4	Optimizer	Adam
5	Batch size	170
6	Dropout value	0.3

Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Berdasarkan parameter tersebut, pemodelan dilakukan dengan metode LSTM dengan perhatian temporal. Gambar 5 menunjukkan visualisasi model prediksi yang dihasilkan.

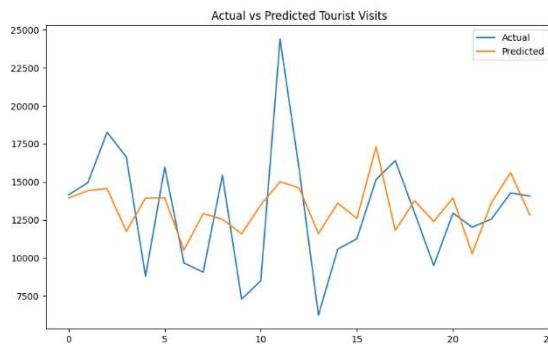


Gambar 5. Hasil Model Prediksi LSTM with Temporal Attention

Kinerja model dinilai dengan menggunakan metode *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE), yang bertujuan untuk mengukur tingkat akurasi model dalam memprediksi jumlah kunjungan wisatawan. Nilai error model yang dirancang memiliki nilai RMSE sebesar: 32208867.139 dan nilai MAE sebesar MAE: 5099.219. Dapat disimpulkan bahwa masih perlu dilakukan perbaikan baik dari segi data maupun parameter pada model LSTM.

Berdasarkan hasil percobaan pertama, pada penelitian ini kami mencoba menghilangkan data outlier pada dataset sebelumnya dikarenakan adanya penurunan jumlah wisatawan yang cukup drastis pada masa

pandemi Covid-19, kami mencoba menguji kembali dengan harapan mendapatkan hasil model yang lebih baik. Percobaan kedua menghapus data dari bulan Maret 2020 sampai dengan Februari 2024. Pada percobaan kedua, parameter yang diubah hanya pada ukuran batch saja yang disesuaikan dengan jumlah sampel data. Gambar 6 mengilustrasikan hasil percobaan kedua.



Gambar 6. Hasil Model Prediksi LSTM with Temporal Attention setelah menghilangkan data outlier

Percobaan kedua menghasilkan nilai RMSE sebesar 12492923.517 dan nilai MAE sebesar 2912.475. Berdasarkan hasil percobaan kedua tersebut evaluasi model memiliki nilai error yang lebih rendah.

Dapat disimpulkan bahwa RMSE dan MAE dapat digunakan untuk mengevaluasi model LSTM, percobaan penghilangan data outlier ternyata memberikan dampak yang signifikan terhadap nilai RMSE dan MAE yang diperoleh, dengan kecenderungan penurunan nilai error. Maka dapat disimpulkan bahwa data outlier pada data time series perlu dihilangkan untuk meningkatkan kinerja model.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil melakukan setiap tahapan mulai dari penyiapan data, pemodelan deep learning dan diakhiri dengan evaluasi model. Dari hasil percobaan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model LSTM dengan temporal attention dapat memprediksi data kunjungan wisatawan di Provinsi Jawa Barat, Implementasi model LSTM dalam memprediksi data time series, tidak dapat ditentukan batasan tingkat akurasi, hal ini dikarenakan untuk model LSTM dalam memprediksi data time series, model LSTM dinyatakan layak, apabila mampu mengikuti tren pergerakan data time series dan tidak kehilangan momentum ketika data time series berperilaku fluktuatif. Sedangkan untuk memperkecil nilai RMSE dan MSE yang perlu dilakukan melalui proses optimalisasi model. Hasil evaluasi model menunjukkan nilai RMSE sebesar 32208867,139 dan nilai MAE sebesar 5099,219. Dengan hasil tersebut maka dilakukan percobaan tambahan dengan membuang data outlier agar dapat meningkatkan kinerja model. Terbukti dengan

percobaan tambahan ini nilai RMSE dan MAE mengalami perbaikan, pada percobaan kedua menghasilkan nilai RMSE sebesar 12492923,517 dan nilai MAE sebesar 2912,475. Pada penelitian selanjutnya diharapkan adanya dataset dengan kurun waktu pasca massa covid yang panjang dimana dataset tersebut terbebas dari kejadian abnormal sehingga diperoleh model yang lebih tepat, dan diusulkan untuk melakukan percobaan dengan penggunaan model yang lain agar diperoleh model prediksi yang lebih baik dengan dataset yang sama, atau penggunaan dataset lain dengan jumlah yang lebih banyak dengan harapan model dapat memperoleh pola yang lebih baik.

Ucapan Terimakasih

Kami mengucapkan terima kasih kepada Direktorat Riset, Teknologi, dan Pengabdian kepada Masyarakat (DRTPM) atas dukungannya dalam pendanaan penelitian ini melalui program Pendanaan Program Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Tahun Anggaran 2024.

Daftar Rujukan

- [1] M. F. F. Mardianto, "Prediksi Kedatangan Wisatawan Mancanegara yang Dikaitkan dengan Potensi Wisata Halal di Indonesia," *Unair News*, Surabaya, Nov. 2019. [Online]. Available: <https://unair.ac.id/prediksi-kedatangan-wisatawan-mancanegara-yang-dikaitkan-dengan-potensi-wisata-halal-di-indonesia/>
- [2] Tim BPS Jabar, "Jumlah Kunjungan Wisatawan Ke Objek Wisata (Orang), 2021-2023," *Badan Pusat Statistik*, 2023. Jumlah Kunjungan Wisatawan Ke Objek Wisata (Orang), 2021-2023 (accessed Mar. 27, 2024).
- [3] I. K. Suwena and I. G. N. Widyatmaja, *Pengetahuan Dasar Ilmu Pariwisata*. Pustaka Larasan, 2017.
- [4] F. Saladan, A. Michael, and F. B. Gallaran, "Prediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Di Toraja Utara Menggunakan Metode Long Short Term Memory," vol. 3, no. 1, pp. 11–20, 2023, doi: 10.47178/infinity.v3i1.2189.
- [5] J.D.Hamilton, *Time series analysis*. Princeton university press, 2020.
- [6] B. Lim and S. Zohren, "Time-series forecasting with deep learning: A survey," *Philos. Trans. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 379, no. 2194, 2021, doi: 10.1098/rsta.2020.0209.
- [7] H. Liu, "Intelligent Tourism Information Service Model considering Tourist Experience in the Environment of Internet of Things," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/5252218.
- [8] F. Fahira and C. Prianto, "Prediksi Pola Kedatangan Turis Mancanegara dan Menganalisis Ulasan Tripadvisor dengan LSTM dan LDA," *J. Tekno Insentif*, vol. 17, no. 2, pp. 69–83, 2023, doi: 10.36787/jti.v17i2.1096.
- [9] H. Mukhtar, Y. Rizki, F. A. Wenando, and M. Abdul Al Aziz, "Prediksi Kunjungan Wisatawan Ke Indonesia Dengan Reduksi Noise Pada Mesin Pencari Menggunakan Metode Hilbert Huang Transform," *J. Fasilkom*, vol. 12, no. 3, pp. 152–159, 2022, doi: 10.37859/jf.v12i3.4332.
- [10] D. R. Roosaputri and C. Dewi, "Perbandingan Algoritma ARIMA, Prophet, dan LSTM dalam Prediksi Penjualan Tiket Wisata Taman Hiburan (Studi Kasus : Saloka Theme Park)," *J. Penerapan Sist. Inf. (Komputer Manajemen)*, vol. 4, no. 3, pp. 507–517, 2023.
- [11] L. Wiranda and M. Sadikin, "Penerapan Long Short Term Memory pada Data Time Series untuk Memprediksi

- [12] Penjualan Produk PT. Metiska Farma," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 184–196, 2019.
M. Musfiroh, D. C. R. Novitasari, P. K. Intan, and G. G. Wisnawa, "Penerapan Metode Principal Component Analysis (PCA) dan Long Short-Term Memory (LSTM) dalam Memprediksi Prediksi Curah Hujan Harian," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–11, 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3114.
- [13] C. Rusmana, Kusrini, and Kusnawi, "Penggunaan Variabel Event dan Libur Sekolah Dalam Memprediksi Wisatawan Dengan Metode LSTM," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 02, pp. 88–95, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i02.4974.
- [14] L. Iben Nasr, A. Masmoudi, and L. Hadrich Belguith, "Natural Tunisian Speech Preprocessing for Features Extraction," in *2023 IEEE/ACIS 23rd International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*, 2023, pp. 73–78. doi: 10.1109/ICIS57766.2023.10210270.
- [15] N. Selle, N. Yudistira, and C. Dewi, "Perbandingan Prediksi Penggunaan Listrik dengan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN)," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 155–162, 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022915585.
- [16] S. S. Nurashila, F. Hamami, and T. F. Kusumasari, "Perbandingan Kinerja Algoritma Recurrent Neural Network (Rnn) Dan Long Short-Term Memory (Lstm): Studi Kasus Prediksi Kemacetan Lalu Lintas Jaringan Pt Xyz," *JIPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Infor.)*, vol. 8, no. 3, pp. 864–877, 2023, doi: 10.29100/jipi.v8i3.3961.
- [17] M. A. Ridla, N. Azise, and M. Rahman, "Perbandingan Model Time Series Forecasting Dalam Memprediksi Jumlah Kedatangan Wisatawan Dan Penumpang Airport," *Simkom*, vol. 8, no. 1, pp. 1–14, 2023, doi: 10.51717/simkom.v8i1.103.
- [18] M. L. Pratama and H. Utama, "Pendekatan Deep Learning Menggunakan Metode Lstm Untuk Prediksi Harga Bitcoin," *Indones. J. Comput. Sci. Res.*, vol. 2, no. 2, pp. 43–50, 2023, doi: 10.5909/ijcsr.v2i2.77.
- [19] T. A. Faisal Muhammad and M. I. Irawan, "Implementasi Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Prediksi Intensitas Curah Hujan (Studi Kasus: Kabupaten Malang)," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 12, no. 1, 2023, doi: 10.12962/j23373520.v12i1.106892.
- [20] M. Marwondo and T. Hidayah, "Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) Untuk Prediksi Harga Emas Dunia," *In Search*, vol. 21, no. 2, pp. 230–239, 2023, doi: 10.37278/insearch.v21i2.600.