Journal of Science and Technology: Alpha
Vol. 2 No. 2, April 2026, pp. 66-77
E-ISSN 3089-4298

Prediksi Kunjungan Wisatawan Nusantara dan Mancanegara di Provinsi Nusa Tenggara Barat Menggunakan Long Short-Term Memory Berbasis Adam Optimizer dan Gradient Clipping

Muhammad Habibi[1,a,*], M. Zaenul Hari[2,a], Rian Aditia[3,b]

[a]*Program Studi Teknik Informatika, Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia (INSTIKI), Bali, Indonesia*

[b]*Program Studi Ekonomi Pembangunan, Universitas Islam Al Azhar, Mataram, Indonesia*

[1]habibimuhamad123@gmail.com*
*Corresponding author

ARTICLE INFO

Article history
Received April 16, 2026
Revised April 17, 2026
Accepted April 17, 2026
Published April 30, 2026

Keywords
Long Short-Term Memory (LSTM)
Tourist Arrival Forecasting
Deep Learning
Adam Optimizer
Gradient Clipping
Smart Tourism

License by CC-BY-SA
Copyright © 2026, The Author(s).

ABSTRACT

Tourism is one of the strategic sectors that significantly contributes to regional economic growth, particularly in West Nusa Tenggara (NTB), Indonesia. Accurate forecasting of tourist arrivals is essential to support tourism planning, destination management, and evidence-based policy making. However, conventional forecasting methods often experience limitations in capturing nonlinear and long-term temporal patterns in tourism time-series data. This study proposes a Long Short-Term Memory (LSTM)-based forecasting model optimized using the Adam Optimizer and Gradient Clipping techniques to improve prediction accuracy and training stability. Monthly tourist arrival data consisting of domestic and international visitors during the period of 2014-2023 were obtained from the Tourism Office of West Nusa Tenggara Province. Data preprocessing was performed using Min-Max Scaling before dividing the dataset into training and testing sets with ratios of 70:30 and 80:20. The proposed model was evaluated using the Root Mean Squared Error (RMSE) metric under two training scenarios of 100 and 200 epochs. Experimental results demonstrate that the best forecasting performance was achieved using a 70:30 training-testing ratio with 200 epochs, resulting in the lowest RMSE value of 66.70. The integration of Adam Optimizer and Gradient Clipping improves model convergence stability while reducing prediction errors. Furthermore, the proposed model effectively captures seasonal patterns and long-term trends in tourist arrivals, making it suitable for supporting smart tourism development and intelligent decision-support systems for tourism management in West Nusa Tenggara.

How to cite: Habibi, M., Hari, M. Z., Alamsyah, O., & Aditia, R. (2026). Prediksi Kunjungan Wisatawan Nusantara dan Mancanegara di Provinsi Nusa Tenggara Barat Menggunakan Long Short-Term Memory Berbasis Adam Optimizer dan Gradient Clipping. *Journal of Science and Technology: Alpha, 2*(2), 66-77. doi: https://doi.org/10.70716/alpha.v2i2.488

PENDAHULUAN

Pariwisata merupakan salah satu sektor strategis yang memiliki kontribusi penting terhadap pertumbuhan ekonomi daerah, penciptaan lapangan kerja, peningkatan pendapatan masyarakat, serta penguatan citra wilayah. Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB) termasuk salah satu daerah tujuan wisata utama di Indonesia karena memiliki kombinasi daya tarik alam, budaya, bahari, dan event berskala internasional. Dinamika kunjungan wisatawan di NTB tidak hanya dipengaruhi oleh daya tarik destinasi, tetapi juga oleh faktor eksternal seperti bencana alam, pandemi, kebijakan mobilitas, akses transportasi, stabilitas ekonomi, dan promosi pariwisata.

Perubahan jumlah kunjungan wisatawan dari waktu ke waktu menuntut adanya sistem prediksi yang mampu memberikan gambaran kebutuhan kapasitas destinasi pada masa mendatang. Informasi prediktif dibutuhkan oleh pemerintah daerah, pelaku industri pariwisata, pengelola destinasi, hotel, transportasi, dan pelaku UMKM untuk menyusun strategi layanan, alokasi sumber daya, penjadwalan kegiatan, serta mitigasi risiko lonjakan maupun penurunan kunjungan. Tanpa dukungan prediksi yang baik, pengambilan keputusan cenderung bersifat reaktif sehingga kurang optimal dalam menghadapi fluktuasi permintaan wisata.

Dalam bidang Informatika, prediksi jumlah kunjungan wisatawan dapat dipandang sebagai masalah peramalan deret waktu (time-series forecasting). Data deret waktu memiliki karakteristik temporal karena nilai pada periode tertentu dipengaruhi oleh pola pada periode sebelumnya. Pada konteks pariwisata, pola tersebut dapat berbentuk tren jangka panjang, musiman, siklus liburan, maupun anomali akibat peristiwa tertentu. Oleh karena itu, model prediksi yang digunakan perlu mampu mempelajari hubungan temporal dan pola nonlinier pada data historis.

Metode peramalan konvensional seperti ARIMA, Exponential Smoothing, dan regresi linear banyak digunakan dalam berbagai penelitian karena relatif mudah diinterpretasikan. Akan tetapi, metode tersebut memiliki keterbatasan ketika data memiliki pola nonlinier, fluktuasi tajam, serta ketergantungan jangka panjang. Perkembangan Artificial Intelligence (AI), khususnya Deep Learning, memberikan alternatif yang lebih adaptif dalam mempelajari pola data kompleks. Salah satu arsitektur yang banyak digunakan untuk data sekuensial adalah Long Short-Term Memory (LSTM), yaitu pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk mengatasi permasalahan vanishing gradient dan exploding gradient.

LSTM memiliki mekanisme memori yang memungkinkan model menyimpan informasi penting dalam jangka panjang melalui input gate, forget gate, dan output gate. Kemampuan ini menjadikan LSTM relevan untuk memprediksi kunjungan wisatawan karena data pariwisata umumnya memiliki pola musiman dan ketergantungan antarperiode. Namun, performa LSTM tidak hanya ditentukan oleh arsitektur jaringan, tetapi juga oleh strategi pelatihan, fungsi optimasi, normalisasi data, jumlah epoch, pembagian data latih dan uji, serta teknik stabilisasi gradien.

Penelitian ini menggunakan Adam Optimizer dan Gradient Clipping untuk meningkatkan stabilitas dan akurasi pelatihan model LSTM. Adam Optimizer dipilih karena memiliki kemampuan adaptif dalam menyesuaikan laju pembelajaran pada setiap parameter, sedangkan Gradient Clipping digunakan untuk membatasi nilai gradien agar tidak terlalu besar selama proses backpropagation. Kombinasi keduanya diharapkan mampu menghasilkan proses training yang lebih stabil pada data kunjungan wisatawan yang memiliki fluktuasi dan anomali.

Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan LSTM berbasis Adam Optimizer dan Gradient Clipping untuk prediksi kunjungan wisatawan nusantara dan mancanegara di Provinsi NTB, sekaligus menempatkannya sebagai kerangka komputasional untuk mendukung smart tourism. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi pada aspek prediksi numerik, tetapi juga pada pengembangan sistem pendukung keputusan berbasis data dalam tata kelola pariwisata daerah.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun dan mengevaluasi model prediksi kunjungan wisatawan nusantara dan mancanegara di Provinsi NTB menggunakan metode Long Short-Term Memory yang dioptimasi dengan Adam Optimizer dan Gradient Clipping. Model dievaluasi menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE) pada beberapa konfigurasi pembagian data dan epoch untuk memperoleh performa terbaik.

METODE PENELITIAN

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan *kuantitatif eksperimental* dengan menerapkan metode *Deep Learning* menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)* untuk memprediksi jumlah kunjungan wisatawan nusantara dan mancanegara di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB). Pendekatan eksperimental dipilih karena bertujuan mengevaluasi performa model melalui beberapa skenario pengujian dengan konfigurasi parameter yang berbeda. Eksperimen dilakukan menggunakan variasi pembagian data latih dan data uji (training-testing split) serta jumlah epoch untuk memperoleh konfigurasi model yang menghasilkan tingkat akurasi prediksi terbaik berdasarkan nilai *Root Mean Squared Error (RMSE).*

Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa data historis bulanan jumlah kunjungan wisatawan nusantara dan wisatawan mancanegara di Provinsi Nusa Tenggara Barat selama periode Januari 2014 hingga Desember 2024. Dataset diperoleh dari instansi pemerintah yang berwenang dalam pengelolaan

data statistik kepariwisataan di Provinsi Nusa Tenggara Barat. Variabel utama yang diprediksi adalah total jumlah kunjungan wisatawan, yang diperoleh dari penjumlahan wisatawan nusantara dan wisatawan mancanegara pada setiap periode pengamatan.

Dalam penelitian ini, data dimodelkan sebagai *time series univariat,* sehingga hanya menggunakan satu variabel utama sebagai masukan (input) model. Pendekatan ini memungkinkan model LSTM mempelajari pola temporal, tren jangka panjang (*long-term dependencies*), fluktuasi musiman (*seasonality*), serta perubahan pola kunjungan wisatawan berdasarkan nilai historis sebelumnya. Dengan karakteristik tersebut, LSTM dinilai lebih mampu menangkap hubungan nonlinier dibandingkan metode peramalan konvensional.

Sebelum proses pelatihan (*training*), dilakukan tahap pra-pemrosesan data (data preprocessing) yang meliputi pemeriksaan data, normalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaling*, serta pembentukan urutan data (*sequence generation*) sesuai kebutuhan model LSTM. Proses normalisasi bertujuan untuk menyamakan rentang nilai data sehingga mempercepat proses konvergensi model selama pelatihan dan meningkatkan stabilitas pembelajaran.

Selanjutnya, dataset dibagi menjadi data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*) menggunakan dua skenario, yaitu 70:30 dan 80:20. Kedua skenario tersebut dibandingkan untuk mengetahui pengaruh proporsi data pelatihan terhadap performa model. Selain itu, dilakukan variasi jumlah *epoch*, yaitu 100 dan 200 *epoch*, untuk mengevaluasi pengaruh lama proses pelatihan terhadap tingkat akurasi prediksi.

Proses pelatihan model menggunakan *Adam Optimizer* sebagai algoritma optimasi karena memiliki kemampuan adaptif dalam memperbarui bobot berdasarkan estimasi momen pertama dan kedua dari gradien. Untuk mengatasi *permasalahan exploding gradient* yang sering terjadi pada jaringan saraf berulang (*Recurrent Neural Network*), penelitian ini menerapkan teknik Gradient Clipping sehingga proses pembelajaran menjadi lebih stabil dan mampu meningkatkan performa model.

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik *Root Mean Squared Error (RMSE).* Nilai RMSE digunakan untuk mengukur rata-rata besarnya kesalahan prediksi antara hasil prediksi model dengan data aktual. Semakin kecil nilai RMSE yang diperoleh, maka semakin tinggi tingkat akurasi model dalam melakukan prediksi jumlah kunjungan wisatawan.

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian terdiri atas pengumpulan data, preprocessing, pembentukan data sekuensial, pembagian data latih dan uji, pembangunan model LSTM, pelatihan menggunakan Adam Optimizer dan Gradient Clipping, evaluasi menggunakan RMSE, serta interpretasi hasil prediksi.

Dataset kunjungan wisatawan NTB 2014-2023
Pembersihan dan pemilihan variabel total kunjungan
Normalisasi data dengan Min-Max Scaling
Pembentukan sequence data time-series
Pembagian data latih dan data uji (70:30 dan 80:20)
Pelatihan model LSTM dengan Adam Optimizer
Penerapan Gradient Clipping untuk stabilitas gradien
Evaluasi model menggunakan RMSE
Interpretasi hasil dan implikasi Smart Tourism

Tabel 1. Alur penelitian prediksi kunjungan wisatawan berbasis LSTM.

Preprocessing Data

Tahap preprocessing data merupakan salah satu tahapan penting dalam penelitian berbasis Deep Learning, karena kualitas data masukan sangat memengaruhi kemampuan model dalam mempelajari pola serta menghasilkan prediksi yang akurat. Tujuan utama preprocessing adalah menghasilkan dataset yang bersih, konsisten, dan sesuai dengan kebutuhan arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM) sehingga proses pelatihan (*training*) dapat berlangsung secara optimal.

Pada penelitian ini, preprocessing dilakukan melalui beberapa tahapan. Tahap pertama adalah seleksi data (data selection), yaitu memilih variabel yang digunakan dalam proses prediksi. Variabel yang dipilih adalah total jumlah kunjungan wisatawan, yang merupakan hasil penggabungan jumlah wisatawan nusantara dan wisatawan mancanegara pada setiap bulan. Selanjutnya dilakukan penyesuaian format waktu (time indexing) agar data tersusun secara kronologis berdasarkan urutan bulan dan tahun pengamatan sehingga membentuk deret waktu (*time series*) yang dapat diproses oleh model LSTM.

Tahap berikutnya adalah pemeriksaan kualitas data (data quality checking) untuk memastikan tidak terdapat data yang hilang (*missing values*), data duplikat, maupun nilai yang tidak konsisten (*inconsistent values*). Pemeriksaan ini bertujuan menjaga integritas dataset sehingga tidak memengaruhi proses pembelajaran model. Setelah data dinyatakan valid, dilakukan proses normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling.

Normalisasi diperlukan karena jaringan saraf tiruan, khususnya LSTM, sangat sensitif terhadap perbedaan skala nilai input. Nilai data yang memiliki rentang terlalu besar dapat menyebabkan proses pelatihan menjadi tidak stabil, memperlambat konvergensi, bahkan meningkatkan risiko terjadinya *vanishing gradient* maupun *exploding gradient*. Oleh karena itu, seluruh data ditransformasikan ke dalam rentang 0 hingga 1 menggunakan metode Min-Max Scaling, sehingga setiap variabel memiliki skala yang seragam dan proses optimasi dapat berjalan lebih efektif.

Persamaan normalisasi Min-Max Scaling yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

dengan:

Simbol	**Keterangan**
X'	Nilai hasil normalisasi
X	Nilai data asli
X_{min}	Nilai minimum pada dataset
X_{max}	Nilai maksimum pada dataset

Setelah proses normalisasi selesai, data kemudian dibentuk menjadi urutan data (*sequence generation*) sesuai dengan karakteristik model LSTM. Pada tahap ini, data historis digunakan sebagai masukan (*input sequence*) untuk memprediksi nilai pada periode berikutnya (*next time step*). Pembentukan sequence memungkinkan model mempelajari hubungan temporal, tren jangka panjang (*long-term dependencies*), serta pola musiman (*seasonality*) yang terdapat pada data kunjungan wisatawan.

Dataset yang telah diproses selanjutnya dibagi menjadi data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*) menggunakan dua skenario pembagian data, yaitu 70:30 dan 80:20. Pembagian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Seluruh data hasil preprocessing kemudian digunakan sebagai masukan pada proses pelatihan model LSTM menggunakan Adam Optimizer dan Gradient Clipping.

Arsitektur Model Long Short-Term Memory (LSTM)

Model Long Short-Term Memory (LSTM) pada penelitian ini dirancang untuk mempelajari pola temporal dari data historis kunjungan wisatawan di Provinsi Nusa Tenggara Barat. LSTM dipilih karena merupakan salah satu arsitektur Deep Learning yang mampu mengatasi permasalahan *vanishing gradient* pada Recurrent Neural Network (RNN) konvensional, sehingga lebih efektif dalam mempelajari hubungan jangka panjang (*long-term dependencies*) pada data deret waktu (*time series*).

Data masukan (*input*) model berupa sequence data yang dibentuk menggunakan time step sebanyak 12 bulan, sehingga setiap proses prediksi memanfaatkan informasi kunjungan wisatawan selama satu tahun sebelumnya untuk memprediksi jumlah kunjungan pada periode berikutnya. Pemilihan *time step* selama 12 bulan bertujuan agar model mampu menangkap pola musiman (*seasonality*) yang umumnya terjadi pada sektor pariwisata, seperti peningkatan kunjungan pada musim liburan, hari besar nasional, maupun penyelenggaraan event pariwisata.

Arsitektur jaringan LSTM yang digunakan terdiri atas dua lapisan LSTM (stacked LSTM) dengan masing-masing 50 unit neuron. Lapisan pertama berfungsi mengekstraksi pola temporal awal dari data masukan dan mengirimkan informasi yang telah dipelajari ke lapisan LSTM berikutnya. Lapisan kedua bertugas mempelajari representasi yang lebih kompleks terhadap hubungan antar waktu sehingga model mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Setelah proses ekstraksi fitur selesai, keluaran dari lapisan LSTM diteruskan ke dua lapisan Dense (Fully Connected Layer) yang berfungsi menghasilkan nilai prediksi kontinu berupa jumlah kunjungan wisatawan pada periode selanjutnya.

Pada proses pelatihan (*training*), model menggunakan Adam Optimizer sebagai algoritma optimasi karena memiliki kemampuan adaptif dalam memperbarui bobot berdasarkan estimasi momen pertama (*first moment*) dan momen kedua (*second moment*) dari gradien. Adam Optimizer dipilih karena dikenal memiliki tingkat konvergensi yang cepat, stabil, dan efisien dalam proses pelatihan jaringan saraf dalam (*Deep Neural Network*).

Untuk meningkatkan stabilitas proses pembelajaran, penelitian ini menerapkan teknik Gradient Clipping. Teknik ini digunakan untuk membatasi nilai gradien maksimum selama proses *backpropagation* sehingga dapat mencegah terjadinya exploding gradient, yaitu kondisi ketika nilai gradien meningkat secara berlebihan dan menyebabkan proses pelatihan menjadi tidak stabil. Kombinasi Adam Optimizer dan Gradient Clipping diharapkan mampu menghasilkan proses pelatihan yang lebih stabil, mempercepat konvergensi model, serta meningkatkan akurasi prediksi pada data kunjungan wisatawan yang memiliki karakteristik fluktuatif dan musiman.

Secara keseluruhan, arsitektur model yang digunakan dalam penelitian ini dirancang untuk mengoptimalkan kemampuan LSTM dalam mempelajari pola historis kunjungan wisatawan sehingga mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat sebagai dasar pengambilan keputusan pada sistem Smart Tourism berbasis Artificial Intelligence.

Skenario Eksperimen dan Evaluasi

Tahap eksperimen dilakukan untuk mengevaluasi performa model **Long Short-Term Memory (LSTM)** pada beberapa konfigurasi pelatihan. Pengujian dilakukan menggunakan dua skenario pembagian data (*training-testing split*), yaitu **70:30** dan **80:20**. Skenario tersebut dipilih untuk mengetahui pengaruh proporsi data latih terhadap kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

Setiap skenario pembagian data kemudian diuji menggunakan dua konfigurasi jumlah **epoch**, yaitu **100** dan **200 epoch**. Variasi jumlah epoch dilakukan untuk menganalisis pengaruh lamanya proses pelatihan terhadap kemampuan model dalam mempelajari pola historis kunjungan wisatawan. Semakin banyak epoch yang digunakan, semakin besar kesempatan model untuk melakukan penyesuaian bobot sehingga diharapkan mampu menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang lebih baik. Namun demikian, jumlah epoch yang terlalu besar juga berpotensi menyebabkan **overfitting**, sehingga diperlukan evaluasi untuk memperoleh konfigurasi yang paling optimal.

Seluruh proses pelatihan menggunakan **Adam Optimizer** dengan penerapan **Gradient Clipping** untuk menjaga kestabilan proses pembelajaran. Setelah model selesai dilatih, dilakukan proses prediksi terhadap

data uji (*testing set*). Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan data aktual untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi model.

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik **Root Mean Squared Error (RMSE)** karena metrik ini mampu mengukur besarnya rata-rata kesalahan prediksi dengan memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan yang memiliki nilai tinggi. Nilai RMSE yang semakin kecil menunjukkan bahwa hasil prediksi model semakin mendekati data aktual sehingga model memiliki tingkat akurasi yang lebih baik.
Persamaan **Root Mean Squared Error (RMSE)** yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}$$

dengan:

Simbol	Keterangan
$RMSE$	Root Mean Squared Error
y_i	Nilai aktual
$\hat{y}_i$	Nilai hasil prediksi model
n	Jumlah data pengujian

Nilai RMSE yang diperoleh pada setiap skenario eksperimen kemudian dibandingkan untuk menentukan konfigurasi model terbaik. Konfigurasi dengan nilai RMSE paling rendah dipilih sebagai model optimal karena menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang paling kecil terhadap data aktual. Model terbaik tersebut selanjutnya digunakan sebagai dasar analisis dan pembahasan dalam penelitian serta direkomendasikan sebagai pendekatan prediksi kunjungan wisatawan untuk mendukung implementasi *Smart Tourism* dan *Decision Support System* di Provinsi Nusa Tenggara Barat.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Eksperimen

Penelitian ini bertujuan mengevaluasi performa model Long Short-Term Memory (LSTM) dalam memprediksi jumlah kunjungan wisatawan nusantara dan mancanegara di Provinsi Nusa Tenggara Barat dengan menerapkan Adam Optimizer dan Gradient Clipping. Pengujian dilakukan menggunakan dua skenario pembagian data (*training-testing split*), yaitu 70:30 dan 80:20, serta dua konfigurasi jumlah epoch, yaitu 100 dan 200 epoch. Seluruh eksperimen dievaluasi menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE) untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi model.
Ringkasan hasil eksperimen disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model LSTM Berdasarkan Rasio Data dan Jumlah Epoch

Rasio Data Latih:Uji	Epoch	RMSE
70 : 30	100	83,89
70 : 30	200	66,70
80 : 20	100	116,63
80 : 20	200	104,59

Berdasarkan Tabel 1, konfigurasi terbaik diperoleh pada skenario rasio data 70:30 dengan 200 epoch, yang menghasilkan nilai RMSE sebesar 66,70. Nilai tersebut merupakan kesalahan prediksi paling rendah dibandingkan seluruh konfigurasi yang diuji, sehingga menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mempelajari pola historis kunjungan wisatawan. Sebaliknya, konfigurasi 80:20 dengan 100

epoch menghasilkan nilai RMSE tertinggi, yaitu 116,63, yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi relatif lebih besar.

Analisis Pengaruh Jumlah Epoch

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa penambahan jumlah epoch dari 100 menjadi 200 secara konsisten menurunkan nilai RMSE pada kedua skenario pembagian data. Pada rasio 70:30, nilai RMSE menurun dari 83,89 menjadi 66,70, sedangkan pada rasio 80:20 terjadi penurunan dari 116,63 menjadi 104,59.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa proses pelatihan yang lebih lama memberikan kesempatan bagi model untuk melakukan pembaruan bobot (*weight update*) secara lebih optimal sehingga pola temporal yang terdapat pada data historis dapat dipelajari dengan lebih baik. Penggunaan Adam Optimizer memungkinkan proses optimasi berlangsung secara adaptif melalui penyesuaian *learning rate* berdasarkan estimasi momen pertama dan kedua gradien, sehingga konvergensi model menjadi lebih cepat dan stabil. Di sisi lain, penerapan Gradient Clipping membantu mengurangi risiko *exploding gradient* yang sering terjadi pada jaringan saraf berulang, sehingga proses pelatihan tetap stabil meskipun jumlah epoch ditingkatkan.

Analisis Pengaruh Rasio Pembagian Data

Selain jumlah epoch, hasil penelitian juga menunjukkan bahwa rasio pembagian data memiliki pengaruh terhadap performa model. Konfigurasi 70:30 menghasilkan nilai RMSE yang lebih rendah dibandingkan konfigurasi 80:20 pada kedua jumlah epoch yang diuji.
Kondisi tersebut mengindikasikan bahwa pembagian data 70:30 memberikan keseimbangan yang lebih baik antara proses pembelajaran (*training*) dan proses evaluasi (*testing*). Jumlah data uji yang lebih besar memungkinkan evaluasi dilakukan pada variasi pola kunjungan wisatawan yang lebih beragam sehingga menghasilkan estimasi performa model yang lebih representatif. Sebaliknya, pada skenario 80:20, proporsi data uji yang lebih sedikit menyebabkan hasil evaluasi menjadi lebih sensitif terhadap fluktuasi atau anomali tertentu pada data pengujian.

Selain itu, karakteristik data kunjungan wisatawan di Provinsi Nusa Tenggara Barat memiliki pola musiman (*seasonality*) yang cukup kuat akibat pengaruh musim liburan, hari besar nasional, maupun penyelenggaraan event internasional seperti MotoGP Mandalika. Variasi tersebut menyebabkan model memerlukan distribusi data pelatihan dan pengujian yang mampu merepresentasikan berbagai kondisi historis agar proses pembelajaran berlangsung secara optimal.

Pembahasan Model LSTM

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa model Long Short-Term Memory (LSTM) mampu mempelajari hubungan temporal pada data kunjungan wisatawan dengan baik. Kemampuan LSTM dalam menyimpan informasi jangka panjang (*long-term memory*) melalui mekanisme input gate, forget gate, dan output gate memungkinkan model mengenali pola tren, fluktuasi musiman, serta perubahan jumlah kunjungan wisatawan dari waktu ke waktu.

Integrasi Adam Optimizer dan Gradient Clipping juga memberikan kontribusi terhadap peningkatan stabilitas proses pelatihan. Adam Optimizer mempercepat konvergensi melalui mekanisme optimasi adaptif, sedangkan Gradient Clipping mencegah nilai gradien menjadi terlalu besar sehingga proses *backpropagation* tetap stabil. Kombinasi kedua teknik tersebut menghasilkan model yang lebih robust dalam mempelajari data deret waktu dengan karakteristik fluktuatif.

Berdasarkan hasil evaluasi, konfigurasi 70:30 dengan 200 epoch dapat direkomendasikan sebagai konfigurasi terbaik pada penelitian ini karena mampu menghasilkan nilai RMSE paling rendah. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah epoch hingga batas tertentu masih memberikan manfaat terhadap peningkatan akurasi model tanpa menunjukkan indikasi penurunan performa akibat *overfitting*.

Implikasi terhadap Smart Tourism

Dari perspektif Informatika, model prediksi yang dihasilkan pada penelitian ini berpotensi diimplementasikan sebagai komponen utama dalam Smart Tourism Decision Support System (STDSS). Sistem

tersebut dapat membantu pemerintah daerah maupun pelaku industri pariwisata dalam memperkirakan jumlah kunjungan wisatawan pada periode mendatang sehingga mendukung proses pengambilan keputusan berbasis data (*data-driven decision making*).

Informasi hasil prediksi dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi promosi pariwisata, mengoptimalkan penyediaan fasilitas publik, mengelola kapasitas destinasi wisata, serta meningkatkan kesiapan infrastruktur pendukung. Dengan demikian, penerapan teknologi Artificial Intelligence melalui model *Long Short-Term Memory (LSTM)* tidak hanya memberikan peningkatan akurasi prediksi, tetapi juga mendukung transformasi digital sektor pariwisata menuju konsep Smart Tourism yang lebih adaptif, efisien, dan berkelanjutan.

Analisis Pengaruh Jumlah Epoch terhadap Akurasi Model

Jumlah epoch merupakan salah satu hiperparameter penting dalam proses pelatihan model Deep Learning, karena menentukan seberapa banyak iterasi yang dilakukan model dalam mempelajari pola data. Pada penelitian ini, dilakukan pengujian menggunakan dua konfigurasi epoch, yaitu 100 dan 200 epoch, untuk mengetahui pengaruh lamanya proses pelatihan terhadap tingkat akurasi prediksi jumlah kunjungan wisatawan.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa peningkatan jumlah epoch dari 100 menjadi 200 secara konsisten mampu menurunkan nilai *Root Mean Squared Error (RMSE)* pada kedua skenario pembagian data. Pada rasio data 70:30, nilai RMSE mengalami penurunan dari 83,89 menjadi 66,70, atau sekitar 20,5%. Sementara itu, pada rasio data 80:20, nilai RMSE menurun dari 116,63 menjadi 104,59, atau sekitar 10,3%.

Temuan tersebut menunjukkan bahwa proses pelatihan yang lebih panjang memberikan kesempatan bagi model untuk melakukan pembaruan bobot (*weight update*) secara lebih optimal sehingga mampu mengenali pola historis, tren jangka panjang (*long-term trend*), serta pola musiman (*seasonality*) yang terdapat pada data kunjungan wisatawan. Dengan bertambahnya jumlah epoch, model memiliki kemampuan yang lebih baik dalam meminimalkan fungsi kehilangan (*loss function*) sehingga kesalahan prediksi dapat ditekan.

Meskipun demikian, peningkatan jumlah epoch tidak selalu menghasilkan peningkatan performa secara terus-menerus. Jumlah epoch yang terlalu besar berpotensi menyebabkan overfitting, yaitu kondisi ketika model terlalu menyesuaikan diri terhadap data pelatihan sehingga kemampuan generalisasi terhadap data baru menjadi menurun. Berdasarkan hasil penelitian ini, penggunaan 200 epoch masih menunjukkan peningkatan akurasi tanpa indikasi penurunan performa pada data pengujian. Oleh karena itu, konfigurasi tersebut dapat dianggap sebagai konfigurasi yang paling optimal di antara skenario yang diuji.

Peran Adam Optimizer dan Gradient Clipping terhadap Performa Model

Keberhasilan model *Long Short-Term Memory (LSTM)* dalam menghasilkan prediksi yang akurat tidak hanya dipengaruhi oleh arsitektur jaringan, tetapi juga oleh algoritma optimasi yang digunakan selama proses pelatihan. Dalam penelitian ini, proses pembelajaran memanfaatkan *Adam Optimizer* yang dikombinasikan dengan teknik *Gradient Clipping* untuk meningkatkan stabilitas dan efisiensi proses pelatihan.

Adam Optimizer dipilih karena mampu memperbarui bobot jaringan secara adaptif melalui estimasi momen pertama (*first moment*) dan momen kedua (*second moment*) dari gradien. Pendekatan ini memungkinkan setiap parameter memperoleh *learning rate* yang berbeda sesuai karakteristik proses pembelajaran, sehingga konvergensi model menjadi lebih cepat dan stabil dibandingkan metode optimasi konvensional seperti Stochastic Gradient Descent (SGD).

Pada data kunjungan wisatawan yang memiliki karakteristik nonlinier, musiman, serta berfluktuasi tinggi, kemampuan Adam Optimizer dalam menyesuaikan laju pembelajaran menjadi sangat penting. Optimizer ini membantu model mempelajari perubahan pola kunjungan wisatawan secara lebih efektif tanpa mengalami perubahan bobot yang terlalu ekstrem selama proses pelatihan.

Selain Adam Optimizer, penelitian ini juga menerapkan Gradient Clipping untuk mengatasi permasalahan exploding gradient yang sering muncul pada jaringan saraf berulang (*Recurrent Neural Network*). Teknik ini bekerja dengan membatasi nilai maksimum gradien sehingga proses propagasi balik (*backpropagation*) tetap stabil walaupun model dilatih menggunakan data sekuensial yang panjang.

Kombinasi Adam Optimizer dan Gradient Clipping memberikan keuntungan yang signifikan dalam meningkatkan kestabilan proses pelatihan, mempercepat konvergensi model, serta menghasilkan prediksi yang lebih konsisten. Hasil penelitian menunjukkan bahwa strategi optimasi tersebut mampu mendukung proses pembelajaran model LSTM sehingga menghasilkan konfigurasi terbaik dengan nilai RMSE sebesar 66,70 pada skenario 70:30 dengan 200 epoch.

Implikasi terhadap Smart Tourism dan Decision Support System

Hasil penelitian ini memberikan kontribusi yang tidak hanya bersifat akademis tetapi juga memiliki nilai praktis dalam pengembangan **Smart Tourism** di Provinsi Nusa Tenggara Barat. Model prediksi yang dihasilkan dapat diintegrasikan ke dalam **Sistem Pendukung Keputusan (Decision Support System)** berbasis **Artificial Intelligence** untuk membantu pemerintah daerah dalam merencanakan pengelolaan destinasi wisata secara lebih efektif dan berbasis data.

Informasi hasil prediksi jumlah wisatawan dapat dimanfaatkan dalam berbagai aspek pengambilan keputusan, seperti perencanaan kapasitas destinasi wisata, penyediaan sarana transportasi, pengelolaan event pariwisata, penyusunan strategi promosi, hingga perencanaan pelayanan publik pada periode dengan potensi lonjakan kunjungan wisatawan. Dengan adanya sistem prediksi yang akurat, pemerintah daerah dapat mengambil langkah antisipatif sebelum terjadi peningkatan maupun penurunan jumlah wisatawan sehingga pengelolaan destinasi menjadi lebih adaptif.

Dari perspektif **Informatika**, model LSTM yang dikembangkan dalam penelitian ini berpotensi diimplementasikan sebagai modul analitik pada *Dashboard Smart Tourism* berbasis web maupun *cloud computing*. Dashboard tersebut dapat menyajikan informasi historis kunjungan wisatawan, hasil prediksi periode berikutnya, visualisasi tren, analisis musiman, serta rekomendasi kebijakan yang dihasilkan secara otomatis menggunakan teknologi *Artificial Intelligence* dan *Machine Learning*.

Selain mendukung pemerintah daerah, hasil prediksi juga memiliki manfaat bagi pelaku industri pariwisata seperti hotel, restoran, agen perjalanan, penyedia transportasi, pengelola destinasi wisata, dan penyelenggara event. Informasi prediksi jumlah wisatawan memungkinkan pelaku usaha melakukan perencanaan kapasitas layanan, pengelolaan sumber daya manusia, penyusunan strategi pemasaran, serta penyesuaian harga (*dynamic pricing*) berdasarkan kecenderungan permintaan pada periode mendatang.
Dengan demikian, implementasi model *Long Short-Term Memory (LSTM***)** tidak hanya berhenti pada aspek penelitian akademik, tetapi juga berpotensi menjadi komponen utama dalam ekosistem *Smart Tourism* yang mendukung transformasi digital sektor pariwisata menuju tata kelola yang lebih cerdas, adaptif, dan berkelanjutan.

Keterbatasan Penelitian dan Arah Pengembangan Selanjutnya

Meskipun model yang dikembangkan menunjukkan performa prediksi yang baik, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan yang perlu menjadi perhatian. Pertama, penelitian menggunakan pendekatan **time series univariat**, sehingga model hanya memanfaatkan variabel **total jumlah kunjungan wisatawan** sebagai masukan. Pendekatan ini belum mempertimbangkan faktor-faktor eksternal yang secara nyata memengaruhi dinamika kunjungan wisatawan, seperti nilai tukar mata uang, harga tiket pesawat, jumlah penerbangan, tingkat hunian hotel, kondisi cuaca, penyelenggaraan event internasional, kebijakan perjalanan pemerintah, aktivitas promosi digital, maupun kondisi sosial ekonomi.

Kedua, model LSTM masih memiliki keterbatasan dalam merespons kejadian yang bersifat **anomali** (*unexpected events*), seperti pandemi COVID-19, bencana alam, maupun perubahan kebijakan pemerintah yang menyebabkan perubahan pola kunjungan wisatawan secara drastis. Peristiwa tersebut sulit dipelajari

hanya berdasarkan pola historis sehingga diperlukan pendekatan yang mampu mengakomodasi faktor eksternal secara lebih komprehensif.

Ketiga, evaluasi performa model dalam penelitian ini masih terbatas pada penggunaan metrik Root *Mean Squared Error (RMSE)*. Pada penelitian selanjutnya, evaluasi dapat diperluas dengan menggunakan metrik lain seperti Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Coefficient of Determination (R^2), maupun *Symmetric Mean Absolute Percentage Error (sMAPE)* sehingga kemampuan model dapat dievaluasi secara lebih menyeluruh.
Sebagai pengembangan lebih lanjut, penelitian ini dapat diperluas dengan menerapkan pendekatan multivariat yang mengombinasikan variabel ekonomi, transportasi, cuaca, maupun data media sosial sebagai variabel masukan. Selain itu, penelitian mendatang dapat membandingkan performa LSTM dengan arsitektur *Gated Recurrent Unit (GRU), CNN-LSTM, Attention-LSTM, Bidirectional LSTM*, maupun Transformer untuk memperoleh model prediksi yang lebih akurat dan robust. Integrasi model prediksi ke dalam platform Smart *Tourism Analytics* berbasis *cloud computing* juga menjadi peluang penelitian yang menarik untuk mendukung pengambilan keputusan pariwisata secara real-time.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model prediksi jumlah kunjungan wisatawan nusantara dan mancanegara di Provinsi Nusa Tenggara Barat menggunakan pendekatan *Deep Learning* berbasis *Long Short-Term Memory (LSTM)* yang dioptimalkan dengan *Adam Optimizer* dan *Gradient Clipping*. Model dibangun menggunakan data historis bulanan periode 2014–2023 yang telah melalui tahapan *preprocessing* berupa seleksi data, normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling, serta pembentukan *sequence* untuk menyesuaikan karakteristik data *time series*. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik *Root Mean Squared Error (RMSE)* untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi terhadap data aktual.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa konfigurasi terbaik diperoleh pada pembagian data latih dan data uji 70:30 dengan 200 epoch, yang menghasilkan nilai *RMSE* sebesar 66,70. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model *LSTM* mampu mempelajari pola temporal, *long-term trend*, serta *seasonality* pada data kunjungan wisatawan dengan tingkat akurasi yang baik. Selain itu, penerapan *Adam Optimizer* dan *Gradient Clipping* terbukti mampu meningkatkan stabilitas proses pelatihan, mempercepat konvergensi model, serta meminimalkan risiko *exploding gradient* selama proses *backpropagation*, sehingga menghasilkan performa prediksi yang lebih optimal.

Dari perspektif Informatika, penelitian ini memberikan kontribusi terhadap penerapan teknologi *Artificial Intelligence (AI)*, khususnya *Deep Learning* dan *Time Series Forecasting*, dalam bidang analisis dan prediksi data pariwisata. Model yang dikembangkan menunjukkan bahwa metode *LSTM* mampu dimanfaatkan sebagai pendekatan komputasional yang efektif untuk memprediksi jumlah kunjungan wisatawan berdasarkan pola historis. Selain memberikan kontribusi akademik pada pengembangan metode prediksi berbasis *Machine Learning*, penelitian ini juga mendukung transformasi digital sektor pariwisata melalui penerapan teknologi *Artificial Intelligence* yang adaptif, akurat, dan berbasis data.

Secara praktis, model prediksi yang dihasilkan berpotensi diimplementasikan sebagai komponen utama dalam *Smart Tourism Decision Support System (STDSS)* maupun *dashboard* analitik pariwisata. Informasi hasil prediksi dapat dimanfaatkan oleh pemerintah daerah dalam menyusun kebijakan pengembangan pariwisata, merencanakan kapasitas destinasi wisata, mengoptimalkan penyediaan transportasi dan infrastruktur pendukung, mengelola penyelenggaraan *event*, serta meningkatkan efektivitas strategi promosi wisata. Selain itu, hasil prediksi juga dapat dimanfaatkan oleh pelaku industri pariwisata, seperti hotel, restoran, agen perjalanan, penyedia transportasi, dan pengelola destinasi wisata dalam melakukan perencanaan kapasitas layanan, pengelolaan sumber daya, penyusunan strategi pemasaran, hingga penentuan kapasitas operasional berdasarkan proyeksi jumlah wisatawan pada periode mendatang.

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Model yang dikembangkan menggunakan pendekatan *time series* univariat sehingga hanya memanfaatkan variabel total jumlah kunjungan wisatawan tanpa mempertimbangkan faktor eksternal yang berpotensi memengaruhi pola kunjungan, seperti kondisi ekonomi, cuaca, jumlah penerbangan, nilai tukar mata uang, penyelenggaraan *event*, promosi digital, maupun kebijakan pemerintah di bidang pariwisata. Selain itu, evaluasi performa model masih terbatas pada penggunaan metrik *RMSE*, sehingga penelitian selanjutnya dapat menambahkan metrik evaluasi lain seperti MAE, MAPE, R^2, maupun sMAPE agar diperoleh evaluasi yang lebih komprehensif dan mampu menggambarkan performa model dari berbagai sudut pandang.

Sebagai arah pengembangan selanjutnya, penelitian ini dapat diperluas dengan menerapkan pendekatan *multivariate time series* yang mengintegrasikan berbagai variabel eksternal guna meningkatkan kemampuan model dalam menangkap dinamika kunjungan wisatawan secara lebih menyeluruh. Selain itu, penelitian mendatang dapat membandingkan performa *LSTM* dengan arsitektur *GRU, CNN-LSTM, Bidirectional LSTM, Attention-LSTM*, maupun *Transformer*, atau mengembangkan model *hybrid deep learning* untuk memperoleh model prediksi yang lebih akurat, lebih *robust* terhadap anomali, serta lebih adaptif terhadap perubahan pola kunjungan wisatawan. Integrasi model prediksi ke dalam platform *Smart Tourism Analytics* berbasis *cloud computing* dan *real-time dashboard* juga menjadi peluang penelitian yang menjanjikan untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat, akurat, dan berbasis data.

DAFTAR PUSTAKA

S. Soraya, I. F. Aziza, M. Rizky, U. Juanda, G. Primajati, and P. Rahima, "Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB) Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins," *Variansi: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, vol. 6, no. 1, pp. 35–43, 2024.

Mardiah, R. Adha, and Kurniawan, "Strategi Promosi Pariwisata di Dinas Pariwisata Provinsi Nusa Tenggara Barat," *JIAP: Jurnal Ilmu Administrasi Publik*, vol. 7, no. 1, pp. 25–33, 2019.

N. D. A. Amrita, M. M. Handayani, and L. Erynayati, "Pengaruh Pandemi COVID-19 terhadap Pariwisata Bali," *Jurnal Manajemen dan Bisnis Equilibrium*, vol. 7, no. 2, pp. 246–257, 2021.

I. K. P. Adnyana, I. W. Sumarjaya, and I. K. G. Sukarsa, "Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Menggunakan Fungsi Transfer," *E-Jurnal Matematika*, vol. 5, no. 4, pp. 139–147, 2016.

Sugianto, S. Ramadhani, and A. H. Jumain, "Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara di Provinsi Nusa Tenggara Barat," *Jurnal Locus Penelitian dan Pengabdian*, vol. 1, no. 2, pp. 48–59, 2022.

R. H. Hirzi, U. Hidayaturrohman, K. Kertanah, M. H. Amaly, and R. Satriawan, "Prediksi Jumlah Wisatawan Menggunakan Metode Random Forest, Single Exponential Smoothing dan Double Exponential Smoothing di Provinsi NTB," *Jambura Journal of Probability and Statistics*, vol. 4, no. 1, pp. 47–55, 2023.

F. Zamachsari and N. Puspitasari, "Penerapan *Deep Learning* dalam Deteksi Penipuan Transaksi Keuangan Secara Elektronik," *Jurnal RESTI*, vol. 5, no. 2, pp. 203–212, 2021.

S. Zahara, Sugianto, and M. B. Ilmiddafiq, "Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode *Long Short-Term Memory (LSTM)* Berbasis *Cloud Computing*," *Jurnal RESTI*, vol. 3, no. 3, pp. 357–363, 2019.

Y. Ashari and A. Suhendar, "Implementasi Algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)* untuk Memprediksi Harga Beras Berdasarkan Cuaca," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 3, 2024.

L. Wiranda and M. Sadikin, "Penerapan *Long Short-Term Memory* pada Data *Time Series* untuk Memprediksi Penjualan Produk," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika*, vol. 8, no. 3, pp. 184–196, 2019.

S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.

D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A Method for Stochastic Optimization," in *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2015.

I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge, MA: MIT Press, 2016.

N. Saptadi *et al.*, *Deep Learning: Teori, Algoritma, dan Aplikasi*. Jakarta: PT Sada Kurnia Pustaka, 2025.

J. Brownlee, *Deep Learning for Time Series Forecasting*. Melbourne: Machine Learning Mastery, 2018.

R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 3rd ed., Melbourne: OTexts, 2021.

A. Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*, 3rd ed. Sebastopol: O'Reilly Media, 2023.

F. Chollet, *Deep Learning with Python*, 2nd ed. Shelter Island: Manning Publications, 2021.

U. Gretzel, M. Sigala, Z. Xiang, and C. Koo, "Smart Tourism: Foundations and Developments," *Electronic Markets*, vol. 25, no. 3, pp. 179–188, 2015.

D. Buhalis and A. Amaranggana, "Smart Tourism Destinations: Enhancing Tourism Experience Through Personalisation of Services," in *Information and Communication Technologies in Tourism 2015*. Springer, 2015.

Y. Li, C. Hu, C. Huang, and L. Duan, "The Concept of Smart Tourism in the Context of Tourism Information Services," *Tourism Management*, vol. 58, pp. 293–300, 2017.

C. C. Chen, Y. H. Lai, J. F. Petrick, and Y. H. Lin, "Tourism Between Divided Nations: An Examination of Stereotyping on Destination Image," *Tourism Management*, vol. 55, pp. 25–36, 2016.

B. Lim, S. O. Arik, N. Loeff, and T. Pfister, "Temporal Fusion Transformers for Interpretable Multi-Horizon Time Series Forecasting," *International Journal of Forecasting*, vol. 37, no. 4, pp. 1748–1764, 2021.

A. Vaswani *et al.*, "Attention Is All You Need," in *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2017.

K. Cho *et al.*, "Learning Phrase Representations Using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation," in *EMNLP*, 2014.

C. Olah, "Understanding LSTM Networks," 2015.

S. Milićević, B. Bajić, A. Antić, S. Marković, and N. Tomić, "Neural Network Modeling for Forecasting Tourism Demand in Stopića Cave," 2024.

C. J. Atapattu, X. Cui, and N. R. Abeynayake, "Deep Learning-Based Forecasting of Hotel KPIs: A Cross-City Analysis of Global Urban Markets," 2025.

A. Nikseresht, "A Hybrid Game-Theory and Deep Learning Framework for Predicting Tourist Arrivals via Big Data Analytics," 2025.

A. V. Tatachar, "Comparative Assessment of Regression Models Based on Model Evaluation Metrics," *International Research Journal of Engineering and Technology*, 2021.