

# PREDIKSI KEHILANGAN FUNGSI SUNGAI KAPUAS DENGAN METODE LSTM

**Agatha Deolika<sup>1)</sup>, Lutfiah Nur Hasinah<sup>2)</sup>, Muhammad Iqbal<sup>3)</sup>, Muhammad Nor Aripin<sup>4)</sup>**

1) Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Institut Teknologi dan Sains Nahdlatul Ulama Kalimantan, Indonesia  
2) Teknik Lingkungan, Fakultas Teknik, Institut Teknologi dan Sains Nahdlatul Ulama Kalimantan, Indonesia  
3) 4) Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Institut Teknologi dan Sains Nahdlatul Ulama Kalimantan, Indonesia

---

## Article Info

---

### *Article history:*

Received: 22 Oktober 2025

Revised: 25 November 2025

Accepted: 23 Desember 2025

---



---

## ABSTRACT

---

### **Abstrak**

Sungai merupakan elemen vital yang menyediakan layanan ekosistem krusial, namun akibat aktivitas antropogenik dan perubahan iklim yang memicu degradasi dan kehilangan fungsinya. Kemampuan untuk memprediksi tren kehilangan fungsi ini sangat penting untuk pengelolaan sumber daya air yang berkelanjutan. Penelitian ini mengembangkan model prediksi menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk menganalisis dan memprediksi kehilangan fungsi sungai, dengan fokus pada data deret waktu dan parameter Tinggi Muka Air (TMA). Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik MAEn Squared Error (MSE), Root MAEn Squared Error (RMSE), MAEn Absolute Error (MAE). Pada penelitian ini berhasil menunjukkan model Long Short-Term Memory (LSTM) dapat digunakan untuk memprediksi Kehilangan Sungai berdasarkan TMA dengan hasil yang cukup baik. Model ini dirancang dan diuji dengan 3 epoch untuk mendapatkan model terbaik. Evaluasi model dengan Epoch 250 menunjukkan Tingkat kesalahan yang kecil, yaitu nilai RMSE 0.3510155365489343 dan MAE 0.2623874575751168, dan MAPE sebesar 4,73%. Prediksi model menunjukkan pola yang lumayan mirip dengan data aslinya. Walaupun hari ke-14 sampai ke-23 menunjukkan nilai yang berbanding tebalik yang dipengaruhi beberapa faktor seperti perubahan curah hujan yang tidak konsisten, tetapi secara keseluruhan LSTM sudah mampu memprediksi TMA.

**Kata Kunci:** Fungsi Sungai, Prediksi, Kapuas, Long Short-Term Memory (LSTM), Tinggi Muka Air (TMA).

### *Abstract*

*Rivers are vital elements that provide crucial ecosystem services, but due to anthropogenic activities and climate change that trigger degradation and loss of their functions. The ability to predict trends in this function loss is crucial for sustainable water resource management. This study developed a predictive model using Long Short-Term Memory (LSTM) to analyze and predict river function loss, focusing on time series data and Water Level (TMA) parameters. Model performance was evaluated using MAEn Squared Error (MSE), Root MAEn Squared Error (RMSE), MAEn Absolute Error (MAE) metrics. This study successfully demonstrated that the Long Short-Term Memory (LSTM) model can be used to predict River Loss based on TMA with quite good results. This model was designed and tested with 3 epochs to obtain the best model. Model evaluation with Epoch 250 showed a small error rate, namely an RMSE value of 0.3510155365489343 and MAE of 0.2623874575751168, and MAPE of 4.73%. The model predictions showed a pattern that was quite similar to the original data. Although days 14 to 23 showed slightly different values, influenced by several factors, such as inconsistent rainfall changes, overall, the LSTM was able to predict the TMA..*

**Keywords:** River Function, Prediction, Kapuas, Long Short-Term Memory (LSTM), Water Level (TMA).

Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi oleh Universitas Dharmawangsa Artikel ini bersifat open access yang didistribusikan di bawah syarat dan ketentuan dengan Lisensi Internasional Creative Commons Attribution NonCommercial ShareAlike 4.0 ([CC-BY-NC-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)).



## 1. PENDAHULUAN

Sungai merupakan salah satu ekosistem paling vital di bumi, menyediakan air bersih, mendukung keanekaragaman hayati, mengatur iklim mikro, dan berfungsi sebagai jalur transportasi serta sumber mata pencaharian bagi jutaan orang. Namun, tekanan antropogenik yang meningkat, seperti deforestasi, urbanisasi yang tidak terkendali, polusi industri dan pertanian, serta perubahan iklim, telah menyebabkan degradasi serius pada banyak sistem sungai di seluruh dunia[1]. Degradasi ini sering kali bermanifestasi sebagai kehilangan fungsi sungai, yang merujuk pada menurunnya atau hilangnya kemampuan alami sungai untuk menjalankan peran ekologis, hidrologis, dan sosio-ekonomisnya. Kehilangan fungsi ini dapat mencakup penurunan kualitas air, hilangnya habitat, perubahan rezim aliran, peningkatan risiko banjir dan kekeringan, serta dampak negatif pada komunitas yang bergantung padanya [2].

Identifikasi dini dan prediksi akurat terhadap potensi kehilangan fungsi sungai menjadi krusial untuk perumusan kebijakan konservasi dan strategi pengelolaan yang efektif[3]. Model prediksi yang kuat diperlukan untuk mengantisipasi tren degradasi, memahami faktor-faktor pendorong, dan memungkinkan intervensi tepat waktu sebelum kerusakan menjadi ireversibel. Dinamika sungai sangat dipengaruhi oleh perubahan data deret waktu seperti debit air dan kualitas air[4]. Penelitian sebelumnya menyatakan bahwa LSTM akan lebih efektif dalam memprediksi jika menggunakan hanya satu fitur [5]. input saja (tunggal) telah menunjukkan potensi besar dalam menganalisis dan memprediksi data deret waktu yang kompleks. Di antara arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM) telah terbukti sangat efektif dalam menangani masalah *vanishing/exploding gradient* yang sering terjadi pada RNN tradisional, memungkinkannya untuk mempelajari pola dan ketergantungan jangka panjang dalam data deret waktu[6]. Kemampuan LSTM untuk mengingat informasi selama periode waktu yang panjang menjadikannya kandidat ideal untuk memodelkan sistem sungai yang dinamis, di mana kondisi saat ini sangat bergantung pada kondisi di masa lalu yang jauh[7].

Pada penelitian Rahmatul Akbar menyatakan bahwa Kemampuan LSTM dalam memprediksi data dipengaruhi oleh kombinasi rancangan dan parameter di dalam model, model dengan 70% data latih memberikan hasil yang lebih baik daripada model

dengan 60% dan 80% data latih, hal ini terjadi karena data latih yang sedikit dapat menyebabkan over fitting pada model dan data latih yang terlalu banyak membuat model susah dalam mempelajari data [8]. Pada penelitian Kevin menunjukkan bahwa model LSTM sedikit lebih unggul dibandingkan model BiLSTM dalam memprediksi kinerja PT Bank Rakyat Indonesia (BBRI), dengan selisih sekitar 0,14% berdasarkan MAPE dan 0,0009 berdasarkan MAE [9]. Penelitian anggi menyatakan Skenario pengujian dilakukan menggunakan jumlah epoch 10 dan 20 dengan batch size 32. Hasil pengujian akan menghasilkan nilai MAE dan MAPE, dimana semakin rendah nilai MAE dan MAPE semakin baik performa model dalam melakukan prediksi yang akurat[10].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan memprediksi kehilangan fungsi sungai menggunakan metode LSTM. Kami akan mengembangkan dan mengevaluasi model LSTM yang dapat memprediksi kehilangan fungsi sungai berdasarkan data deret waktu historis dari parameter debit air TMA (Tinggi Muka Air). Dengan mengidentifikasi pola-pola yang mengarah pada degradasi, penelitian ini diharapkan dapat memberikan alat prediksi yang lebih canggih untuk mendukung upaya konservasi dan pengelolaan sungai yang berkelanjutan di tengah tantangan lingkungan global.

## **2. METODE PENELITIAN**

Metodologi penelitian ini akan menjelaskan pendekatan sistematis yang digunakan untuk menganalisis dan memprediksi kehilangan fungsi sungai menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM). Penelitian ini akan melibatkan tahapan pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pengembangan model LSTM, pelatihan dan validasi model, hingga evaluasi kinerja model.

### **2.1 Lokasi dan Waktu Penelitian**

Penelitian ini akan dilaksanakan di DAS Sungai Kapuas di wilayah Kalimantan Tengah, spesifik di Kecamatan Timpah dan Kecamatan Mentangai. Pemilihan lokasi ini didasarkan pada ketersediaan data historis yang memadai, adanya isu degradasi sungai yang signifikan, atau relevansinya sebagai jalur transportasi dan sumber kehidupan Masyarakat. Pengumpulan dan analisis data akan dilakukan pada periode Januari 2022 hingga September 2025.

### **2.2 Alur Sistem**

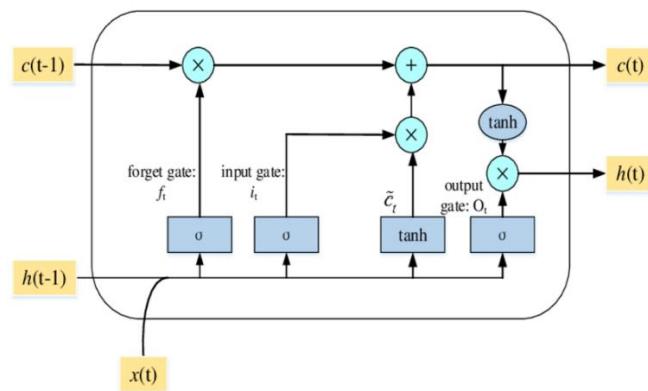
Penelitian ini akan dilaksanakan melalui serangkaian tahapan sistematis untuk menganalisis dan memprediksi potensi kehilangan fungsi sungai menggunakan model

Long Short-Term Memory (LSTM). Proses dimulai setelah itu dilakukan pra-pemrosesan data agar data dapat diolah, dilanjutkan dengan split data dengan membagi data training dan data testing berdasarkan dataset. Data yang sudah diolah maka akan dilanjutkan proses prediksi menggunakan model LSTM yang telah dirancang, hasil dari model tersebut akan di Evaluasi untuk menilai model LSTM.



Gambar 1. Alur Sistem

LSTM (Long Short-Term Memory) Dalam penelitian ini kami mengimplementasikan model Long Short-Term Memory (LSTM) yang dirancang untuk memproses data sekuensial dengan memperhitungkan ketergantungan temporal. LSTM adalah jenis Recurrent Neural Network (RNN) yang memiliki mekanisme kontrol dalam bentuk tiga gerbang utama (forget gate, input gate, dan output gate). Mekanisme ini memungkinkan LSTM untuk mempertahankan informasi yang relevan dalam jangka waktu yang panjang serta melupakan informasi yang tidak penting[11].



Gambar 2. Arsitektur LSTM

### 2.3 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa deret waktu (*time series*) historis yang mencerminkan berbagai parameter sungai yang relevan

dengan fungsi-fungsi utama sungai. Data akan dikumpulkan dari berbagai sumber resmi dan kredibel, yaitu Data Hidrologi: Mencakup debit air ( $m^3/s$ ) dan tinggi muka air (meter), di area DAS. Sumber data dapat berasal BWS Kalimantan 2.

Periode data historis yang akan digunakan dari Januari 2022 hingga September 2025 dengan resolusi temporal perhari, tergantung pada ketersediaan data.

## 2.4 Prediksi Kehilangan Fungsi Sungai

Konsep "kehilangan fungsi sungai" akan didefinisikan sebagai [jelaskan bagaimana Anda akan mengukur atau mengindikasikan kehilangan fungsi. Contoh: penurunan kualitas air di bawah ambang batas tertentu, penurunan keanekaragaman hayati (jika ada data), atau ketidakmampuan sungai untuk mendukung aktivitas tertentu]. Untuk memprediksi hal ini, penelitian ini akan mengadopsi pendekatan berikut:

### 2.4.1 Indikator Kehilangan Fungsi

Akan dikembangkan satu atau lebih indikator yang merepresentasikan kehilangan fungsi, berdasarkan data ketinggian badan Sungai.

### 2.4.2 Model Prediksi

Model LSTM akan dikembangkan untuk memprediksi perubahan pada indikator kehilangan fungsi sungai 12 bulan ke depan.

## 2.5 Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data sangat penting untuk memastikan kualitas input bagi model LSTM:

### 2.5.1 Pembersihan Data

Mengidentifikasi dan menangani nilai hilang (*missing values*) menggunakan metode interpolasi atau imputasi, serta mendekripsi dan mengoreksi *outliers* (nilai pencilan) yang tidak valid.

Data input yang dihasilkan dari langkah sebelumnya perlu dikonversi ke format yang sesuai untuk model LSTM, yaitu dalam bentuk [samples, time steps, features]. Padapenelitian ini:

- a. Samples: Jumlah pasangan input/output yang dihasilkan dari data
- b. Time Steps: Panjang lookback, yaitu jumlah langkah waktu historis
- c. Features: Jumlah fitur dalam data. dalam kasus ini, hanya ada satu fitur, yaitu TMA.

Proses sliding window ini sangat esensial dalam pengolahan data deret waktu karena mengkonversi data mentah menjadi format yang dapat dimanfaatkan secara optimal oleh model LSTM.

### 2.5.2 Normalisasi Data

Seluruh parameter input akan dinormalisasi ke dalam rentang [0, 1] menggunakan *MinMaxScaler* (Min-Max Normalization) untuk mencegah parameter dengan skala nilai yang besar mendominasi proses pelatihan model dan mempercepat konvergensi. Rumus normalisasi adalah:

$$X_{norm} = (X - X_{min}) / (X_{max} - X_{min})$$

### 2.5.3 Pembentukan Dataset Deret Waktu

Data akan diubah menjadi format deret waktu yang sesuai untuk input LSTM. Ini melibatkan pembentukan pasangan input-output (X, y) di mana X adalah sekumpulan data historis (*look-back period*) dan y adalah nilai yang akan diprediksi (*future prediction point*).

- Panjang *Look-back*: Akan ditentukan panjang *look-back* (jumlah langkah waktu historis yang digunakan untuk memprediksi satu langkah ke depan), misalnya 12 bulan, yang akan diuji dan dioptimalkan selama proses eksperimen.
- Reshaping Data: Input data (X) akan di-reshape ke dalam format tiga dimensi yang dibutuhkan oleh LSTM: [jumlah\_sampel, time\_steps (*look\_back*), jumlah\_fitur].

## 2.6 Pengembangan Model Long Short-Term Memory (LSTM)

Model LSTM akan dibangun menggunakan kerangka kerja TensorFlow/Keras. Arsitektur model akan mencakup:

### Lapisan Input

Menerima data dengan *input\_shape* (*look\_back*, jumlah\_fitur).

### Lapisan LSTM

Satu atau lebih lapisan LSTM akan digunakan dengan jumlah *unit* tertentu (misalnya, 50-100 unit). Penggunaan *return\_sequences=True* akan dipertimbangkan untuk lapisan LSTM awal jika terdapat lebih dari satu lapisan LSTM, dan *return\_sequences=False* untuk lapisan LSTM terakhir sebelum output.

### Lapisan Dropout

Akan ditambahkan setelah setiap lapisan LSTM untuk mengurangi *overfitting* dengan secara acak menonaktifkan sejumlah neuron selama pelatihan (misalnya, *dropout rate* 0.2-0.3).

### **Lapisan Output (Dense)**

Lapisan *Dense* dengan satu unit dan fungsi aktivasi linier akan digunakan untuk menghasilkan prediksi tunggal dari indikator kehilangan fungsi sungai.

Model akan dikompilasi menggunakan *optimizer* Adam dan fungsi *loss* MAEn Squared Error (MSE) atau MAEn Absolute Error (MAE), yang sesuai untuk masalah regresi.

## **2.7 Pelatihan dan Validasi Model**

### **2.7.1 Pembagian Data**

Dataset yang telah diproses akan dibagi menjadi tiga bagian:

- Data Pelatihan (Training Set): Sekitar 80% dari data akan digunakan untuk melatih model.
- Data Pengujian (Testing Set): Sisa 20% data akan digunakan untuk mengevaluasi kinerja akhir model pada data yang belum pernah dilihat. Pembagian ini akan dilakukan secara temporal, memastikan bahwa data pengujian adalah data terbaru.

### **2.7.2 Proses Pelatihan**

Model akan dilatih selama sejumlah *epochs* tertentu (50-500 *epochs*) dengan ukuran *batch* yang sesuai (32-256). *Early stopping* akan diimplementasikan berdasarkan kinerja pada set validasi untuk mencegah *overfitting* dan mengoptimalkan waktu pelatihan.

### **2.7.3 Tuning Hyperparameter**

Berbagai kombinasi *hyperparameter* seperti jumlah unit LSTM, jumlah lapisan, *dropout rate*, *look-back period*, *batch size*, dan *epochs* akan diuji dan dioptimalkan menggunakan teknik seperti *grid search* atau *random search* untuk mendapatkan konfigurasi model terbaik.

## **2.8 Evaluasi Kinerja Model**

Kinerja model yang sudah dilatih akan dievaluasi menggunakan data pengujian (testing set) yang belum pernah dilihat oleh model selama pelatihan. Metrik evaluasi yang akan digunakan meliputi:

### a. MAEn Squared Error (MSE)

Mengukur rata-rata kuadrat perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual.

$$MSE = (1/N) * \Sigma(y_{pred} - y_{actual})^2$$

### b. Root MAEn Squared Error (RMSE)

Akar kuadrat dari MSE, memberikan indikasi tingkat kesalahan dalam satuan yang sama dengan data asli.

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

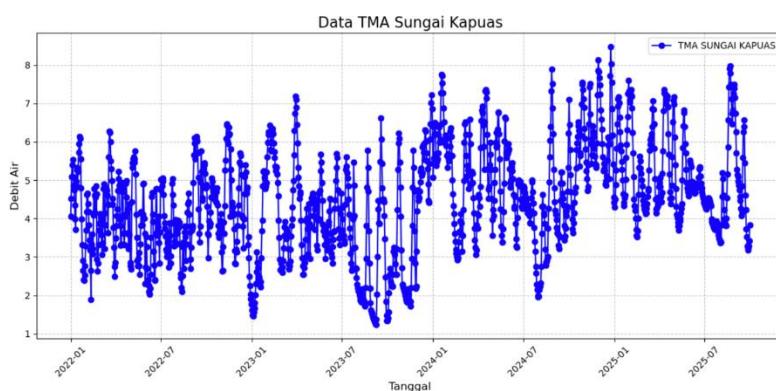
### c. MAEn Absolute Error (MAE)

Mengukur rata-rata nilai absolut perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual.

$$MAE = (1/N) * \Sigma |y_{pred} - y_{actual}|$$

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset yang digunakan pada penelitian ini merupakan data Tinggi Muka Air (TMA) dari BWS Kalimantan 2. Berdasarkan data Tinggi Muka Air (TMA) harian di BWS Kalimantan 2 dari rentang waktu Januari 2022 hingga September 2025, dapat dilihat pada Gambar 3 terdapat fluktuasi pola musiman yang konsisten dengan Tinggi Muka Air (TMA) Harian berkisar antara 1.24 meter sampai 8.47 Meter. Selain itu, terdapat pula peningkatan yang signifikan TMA di sekitar akhir bulan November tahun 2024 dan akhir bulan Desember tahun 2024 yang kemungkinan titik banjir terparah di di Desa Sekitar.



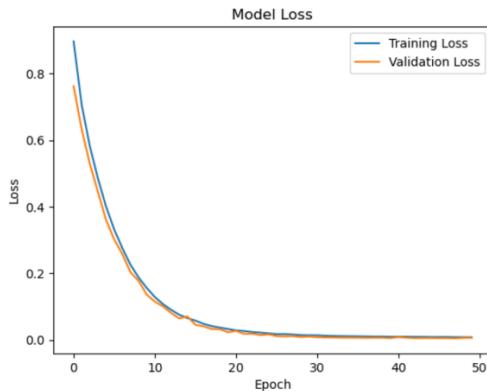
Gambar 3. Data TMA Sungai Kapuas

Pemodelan LSTM yang dibangun pada penelitian ini mempunyai empat layer, meliputi 4 LSTM layer dan 3 dense layer. Masing-masing layer LSTM diikuti dengan dropout layer sebesar 30%, di mana layer LSTM pertama sampai layer keempat memiliki masing-masing 256, 128, 64, dan 32 neuron. Selanjutnya, dense layer diisi dengan 64 neuron, 32 neuron, dan 1 neuron pada output layer. Dapat dilihat pada Gambar 4.

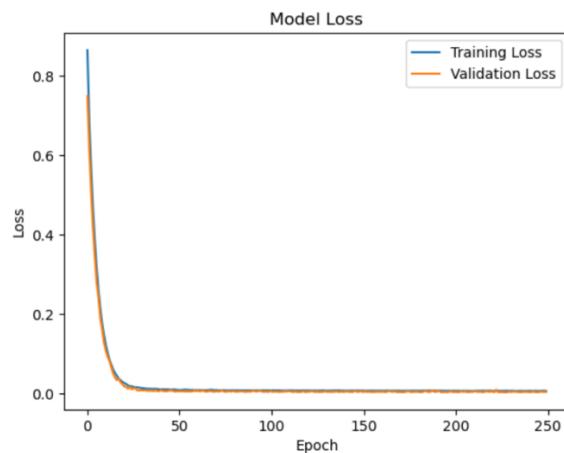
Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm_75 (LSTM)	(None, 12, 256)	264,192
dropout_94 (Dropout)	(None, 12, 256)	0
lstm_76 (LSTM)	(None, 12, 128)	197,120
dropout_95 (Dropout)	(None, 12, 128)	0
lstm_77 (LSTM)	(None, 12, 64)	49,408
dropout_96 (Dropout)	(None, 12, 64)	0
lstm_78 (LSTM)	(None, 32)	12,416
dropout_97 (Dropout)	(None, 32)	0
dense_57 (Dense)	(None, 64)	2,112
dropout_98 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_58 (Dense)	(None, 32)	2,080
dense_59 (Dense)	(None, 1)	33

Gambar 4. Model LSTM

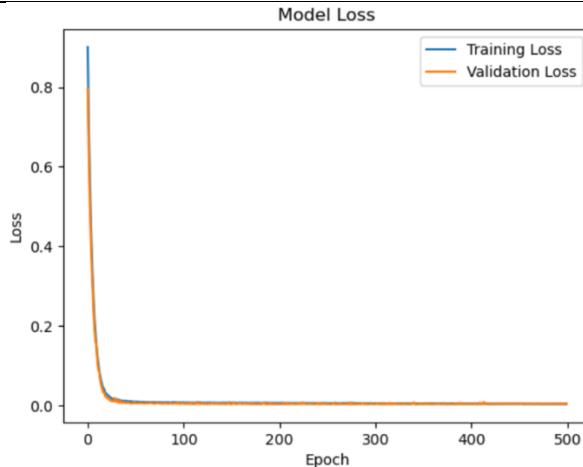
Dataset akan diambil 1 bulan terakhir untuk pengujian hasil prediksi yaitu bulan September 2025. Setelah itu dataset yang sudah dilakukan proses split data perbandingan 80:20, 80% dari total data akan digunakan sebagai data training dan 20% sisanya akan digunakan sebagai data testing. Pengujian dilakukan dengan 3 pengujian epoch yaitu 50, 250, dan 500.



Gambar 5. Model 50 Epoch



Gambar 6. Model 250 Epoch

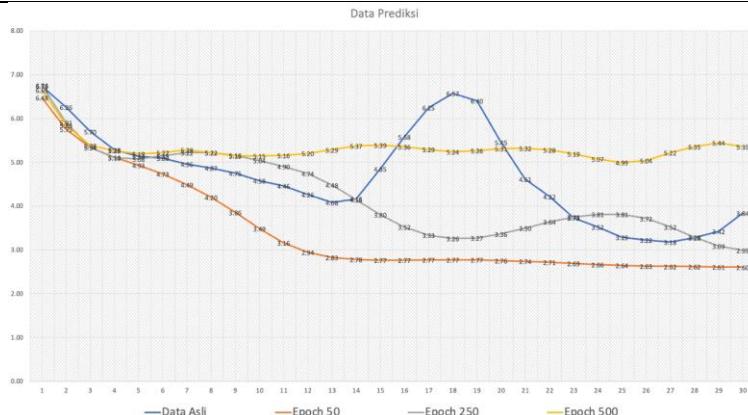


Gambar 7. Model 500 Epoch

Tabel 1. Model Epoch

No	Epoch	RMSE	MAE	MAPE
1	50	0.4641631739024869	0.320864543233599	5.46%
2	250	0.3510155365489343	0.2623874575751168	4.73%
3	500	0.4077843628071241	0.30329573634871865	5.60%

Berdasarkan hasil dari model yang sudah di ujikan, Epoch 50 memberikan nilai RMSE 0.4641631739024869 dan MAE 0.320864543233599 dan berdasarkan visualisasi yang ditunjukkan pada Gambar 5. Grafik tersebut menghasilkan model tidak mengalami overfitting saat proses training sambil menjaga kemampuan generalisasi pada data validasi. Saat pengujian Epoch 250 memberikan nilai RMSE 0.3510155365489343 dan MAE 0.2623874575751168 dan berdasarkan visualisasi yang ditunjukkan pada Gambar 6. Grafik tersebut menghasilkan model tidak mengalami overfitting saat proses training sambil menjaga kemampuan generalisasi pada data validasi. Dilanjutkan pengujian epoch 500 menghasilkan RMSE 0.4077843628071241 dan MAE 0.30329573634871865 dan berdasarkan visualisasi yang ditunjukkan pada Gambar 7. Grafik tersebut menghasilkan model tidak mengalami overfitting saat proses training sambil menjaga kemampuan generalisasi pada data validasi.



Gambar 8. Data Prediksi

Masing-masing model diuji untuk memprediksi 30 hari kedepan dan dibandingkan dengan data Asli dapat dilihat pada Gambar 8, epoch 50, 250, dan 500 menunjukkan TMA akan mengalami penuruan yang mengikuti sama data asli sampai hari ke-5. Setelah itu hanya epoch 250 yang mendekati sampai hari ke-14 dan data Asli menunjukkan TMA naik drastis sampai hari ke-18 dan turun sampai hari ke-23. Epoch 250 menunjukkan kedekatan dengan data asli, sedangkan data epoch 50 menunjukkan data prediksi flate TMA dengan nilai 5 meter. Epoch 500 menghasilkan TMA rata-rata 2-3 meter.

#### 4. SIMPULAN

Pada penelitian ini berhasil menunjukkan model Long Short-Term Memory (LSTM) dapat digunakan untuk memprediksi Kehilangan Sungai berdasarkan TMA dengan hasil yang cukup baik. Model ini dirancang dan diuji dengan 3 epoch untuk mendapatkan model terbaik. Evaluasi model dengan Epoch 250 menunjukkan Tingkat kesalahan yang kecil, yaitu nilai RMSE 0.3510155365489343 dan MAE 0.2623874575751168, dan MAPE sebesar 4,73%. Prediksi model menunjukkan pola yang lumayan mirip dengan data aslinya. Walaupun hari ke-14 sampai ke-23 menunjukkan nilai yang berbanding tebalik yang dipengaruhi beberapa faktor seperti perubahan curah hujan yang tidak konsisten, tetapi secara keseluruhan LSTM sudah mampu memprediksi TMA. Saran dari penelitian ini Adalah agar di coba dengan parameter baru atau diuji dengan model baru.

#### UCAPAN TERIMAKASIH

Kami Ucapkan terima kasih kepada Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi telah memberikan hibah penelitian kepada saya dan juga saya berterima kasih kepada Institut Teknologi dan Sains Nahdlatul Ulama Kalimantan, tanpa mereka

penelitian ini tidak bisa terlaksana dengan baik. Semoga penelitian ini dapat bermanfaat bagi masyarakat untuk kemajuan pengetahuan Indonesia.

## REFERENCES

- [1] R. Sor, P. B. Ngor, S. Soum, S. Chandra, Z. S. Hogan, and S. E. Null, "Water quality degradation in the lower mekong basin," *Water (Switzerland)*, vol. 13, no. 11, Jun. 2021, doi: 10.3390/w13111555.
- [2] C. O. Yuri, C. Chikal, R. Rinal, and I. Ikhwan, "Analisis Faktor Alam dan Manusia Penyebab Bencana Banjir di Daerah Aliran Sungai," *Indo-MathEdu Intellectuals Journal*, vol. 6, no. 5, pp. 8388–8401, Aug. 2025, doi: 10.54373/imeij.v6i5.3884.
- [3] Y. Sandra Setiawan and Y. Sandra Setiawan, "Analisis kehilangan air pada saluran sekunder daerah irigasi sumber gading Kabupaten bondowoso ANALISA KEHILANGAN AIR PADA SALURAN SEKUNDER DAERAH IRIGASI SUMBERGADING KABUPATEN BONDOWOSO."
- [4] P. T. Juwono, "PENGARUH PERBEDAAN RERATA DATA DEBIT PADA PEMODELAN HIDROLOGI DERET BERKALA UNTUK PERAMALAN DEBIT SUNGAI DENGAN METODE ARFIMA."
- [5] T. Akhir, "ANALISIS KINERJA ALGORITMA CNN DAN LSTM UNTUK MEMPREDIKSI TINGGI MUKA AIR DI DKI JAKARTA, INDONESIA." [Online]. Available: <http://digilib.mercubuana.ac.id/>
- [6] S. Amryliana *et al.*, "OPTIMASI MODEL LONG SHORT TERM MEMORY UNTUK MEMPREDIKSI HARGA EMAS MENGGUNAKAN ADAPTIVE MOMENT ESTIMATION OPTIMIZATION OF LONG SHORT TERM MEMORY MODEL FOR GOLD PRICE PREDICTION USING ADAPTIVE MOMENT ESTIMATION."
- [7] A. P. Meriani and A. Rahmatulloh, "PERBANDINGAN GATED RECURRENT UNIT (GRU) DAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) LINEAR REFRESSION DALAM PREDIKSI HARGA EMAS MENGGUNAKAN MODEL TIME SERIES," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 1, Jan. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3808.
- [8] R. Akbar, R. Santoso, and B. Warsito, "PREDIKSI TINGKAT TEMPERATUR KOTA SEMARANG MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)," *Jurnal Gaussian*, vol. 11, no. 4, pp. 572–579, Feb. 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.4.572-579.
- [9] K. Kwanda, D. E. Herwindiati, M. D. Lauro, and K. K. C. Id, "Perbandingan LSTM dan Bidirectional LSTM pada Sistem Prediksi Harga Saham Berbasis Website," *R2J*, vol. 7, no. 1, 2024, doi: 10.38035/rrj.v7i1.
- [10] A. Hanafiah, Y. Arta, H. O. Nasution, and Y. D. Lestari, "Penerapan Metode Recurrent Neural Network dengan Pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) Untuk Prediksi Harga Saham," *Bulletin of Computer Science Research*, vol. 4, no. 1, pp. 27–33, Dec. 2023, doi: 10.47065/bulletincsr.v4i1.321.
- [11] S. Natalia Geraldine, A. Noviana, A. Syaharani, M. Rendy, E. Chandra Sihombing, and R. Dyah Astuti, "Analisis Prediksi Penjualan pada Data Walmart dengan Long Short-Term Memory (LSTM)", doi: 10.35472/x0xx0000.