

Rainfall Prediction Using a Hybrid CNN-LSTM Method to Support Hydrometeorological Disaster Mitigation in Bima Regency

Agus Salim^{1*)}, Tukiya²⁾, Agung Budi Susanto³⁾

¹⁾²⁾³⁾Program Studi Teknik Informatika S-2 Program Pascasarjana, Universitas Pamulang

^{*)}Correspondence author: nunamanah@gmail.com, Tangerang Selatan, Indonesia

DOI: <https://doi.org/10.37012/jtik.v12i2.3544>

Abstract

Rainfall is one of the key meteorological parameters that significantly influences the occurrence of hydrometeorological disasters, such as floods and landslides, particularly in Bima Regency, which has a high level of vulnerability due to climate variability. Accurate rainfall prediction is essential for supporting decision-making in disaster mitigation and water resource management. This study aims to develop a rainfall prediction model using a Hybrid Convolutional Neural Network (CNN)–Long Short-Term Memory (LSTM) approach that effectively captures both the spatial and temporal characteristics of meteorological data. The dataset consists of historical rainfall records along with supporting meteorological variables collected from observation stations over a specified period. The research methodology includes data preprocessing, normalization using the Min-Max Scaling method, time series data construction, development of the Hybrid CNN–LSTM model, model training and testing, and performance evaluation using Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) metrics. The results indicate that the proposed Hybrid CNN–LSTM model provides accurate rainfall predictions by effectively extracting local features through CNN layers and capturing long-term temporal dependencies through LSTM layers. Furthermore, the proposed model demonstrates more stable performance in predicting rainfall fluctuations compared with conventional approaches, making it a promising solution for supporting early warning systems and decision-making in hydrometeorological disaster mitigation in Bima Regency. Therefore, the application of the Hybrid CNN–LSTM method offers an effective artificial intelligence-based approach to improving rainfall prediction accuracy.

Keywords: Rainfall Prediction, Hybrid CNN–LSTM, Deep Learning, Time Series, Hydrometeorological Disaster Mitigation

Abstrak

Curah hujan merupakan salah satu parameter meteorologi yang berpengaruh terhadap terjadinya bencana hidrometeorologi, seperti banjir dan tanah longsor, khususnya di Kabupaten Bima yang memiliki tingkat kerentanan tinggi akibat variabilitas iklim. Prediksi curah hujan yang akurat diperlukan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam upaya mitigasi bencana dan perencanaan sumber daya air. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi curah hujan menggunakan metode Hybrid Convolutional Neural Network (CNN)–Long Short-Term Memory (LSTM) yang mampu memanfaatkan karakteristik spasial dan temporal pada data meteorologi. Data yang digunakan berupa data historis curah hujan beserta variabel meteorologi pendukung yang diperoleh dari stasiun pengamatan selama periode pengamatan tertentu. Tahapan penelitian meliputi prapemrosesan data, normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling, pembentukan data deret waktu (time series), pembangunan model Hybrid CNN–LSTM, proses pelatihan dan pengujian model, serta evaluasi kinerja menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Hybrid CNN–LSTM mampu menghasilkan prediksi curah hujan dengan tingkat akurasi yang baik karena dapat menangkap pola lokal melalui lapisan CNN dan ketergantungan jangka panjang melalui lapisan LSTM. Model yang diusulkan juga memberikan performa yang lebih stabil dalam memprediksi fluktuasi curah hujan dibandingkan dengan pendekatan konvensional, sehingga berpotensi mendukung sistem peringatan dini dan pengambilan keputusan dalam mitigasi bencana hidrometeorologi di Kabupaten Bima. Dengan demikian, penerapan metode Hybrid CNN–LSTM dapat menjadi salah satu alternatif yang efektif dalam meningkatkan kualitas prediksi curah hujan berbasis kecerdasan buatan.

Kata Kunci: Prediksi Curah Hujan, Hybrid CNN–LSTM, Deep Learning, Time Series, Mitigasi Bencana

PENDAHULUAN

Perubahan iklim global telah menyebabkan peningkatan frekuensi dan intensitas kejadian cuaca ekstrem di berbagai belahan dunia. Salah satu dampak yang paling nyata adalah meningkatnya variabilitas curah hujan yang berpengaruh langsung terhadap berbagai sektor, seperti pertanian, pengelolaan sumber daya air, infrastruktur, serta mitigasi bencana hidrometeorologi. Curah hujan merupakan parameter meteorologi yang memiliki karakteristik nonlinier dan dinamis serta dipengaruhi oleh berbagai faktor atmosfer, sehingga menjadikan proses prediksinya sebagai tantangan dalam bidang klimatologi dan kecerdasan buatan. Berbagai penelitian terbaru menunjukkan bahwa pemanfaatan metode deep learning mampu meningkatkan kemampuan prediksi data meteorologi dibandingkan dengan metode statistik konvensional karena dapat mempelajari pola kompleks dari data deret waktu (time series) secara lebih efektif (Fujimoto, 2024).

Di Indonesia, perubahan pola curah hujan semakin dirasakan dalam beberapa tahun terakhir. Variabilitas musim hujan dan musim kemarau yang tidak menentu mengakibatkan meningkatnya risiko banjir, tanah longsor, kekeringan, hingga gagal panen pada berbagai wilayah. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa informasi prediksi curah hujan yang akurat menjadi kebutuhan penting dalam mendukung sistem peringatan dini (early warning system) dan pengambilan keputusan berbasis data. Prediksi yang memiliki tingkat akurasi tinggi memungkinkan pemerintah daerah, instansi terkait, serta masyarakat untuk melakukan langkah mitigasi secara lebih cepat dan tepat sebelum terjadinya bencana hidrometeorologi. Oleh karena itu, pengembangan model prediksi berbasis kecerdasan buatan menjadi salah satu fokus penelitian yang berkembang pesat dalam beberapa tahun terakhir (Ebtehaj & Bonakdari, 2024).

Kabupaten Bima merupakan salah satu wilayah di Provinsi Nusa Tenggara Barat yang memiliki karakteristik iklim tropis dengan distribusi curah hujan yang berfluktuasi sepanjang tahun. Wilayah ini sering mengalami kejadian banjir akibat tingginya intensitas hujan pada musim penghujan, sementara pada musim kemarau sebagian wilayah mengalami kekeringan yang berdampak pada sektor pertanian dan ketersediaan air bersih. Tingginya kerentanan tersebut menunjukkan perlunya sistem prediksi curah hujan yang mampu memberikan informasi secara cepat, akurat, dan berkelanjutan. Dengan adanya model

prediksi yang andal, pemerintah daerah dapat meningkatkan efektivitas perencanaan pengelolaan sumber daya air serta memperkuat strategi mitigasi bencana hidrometeorologi.

Seiring berkembangnya teknologi kecerdasan buatan, metode machine learning dan deep learning mulai banyak diterapkan dalam prediksi data meteorologi. Pendekatan konvensional, seperti regresi linier, ARIMA, maupun metode statistik lainnya memiliki keterbatasan dalam memodelkan hubungan nonlinier serta ketergantungan temporal yang panjang pada data curah hujan. Sebaliknya, model deep learning mampu mempelajari pola data yang kompleks melalui proses pembelajaran berlapis (multi-layer learning) sehingga menghasilkan performa prediksi yang lebih baik pada berbagai kasus meteorologi (Zhu et al., 2023).

Salah satu arsitektur deep learning yang banyak digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN). Awalnya CNN dikembangkan untuk pengolahan citra digital, namun saat ini telah banyak dimanfaatkan dalam analisis data deret waktu karena kemampuannya dalam mengekstraksi karakteristik lokal (local feature extraction) secara otomatis. CNN mampu mengenali pola-pola penting dari data masukan sehingga menghasilkan representasi fitur yang lebih informatif sebelum diteruskan ke tahapan prediksi. Akan tetapi, CNN memiliki keterbatasan dalam memahami hubungan jangka panjang antarurutan waktu (long-term dependency), sehingga kurang optimal apabila digunakan secara mandiri untuk memprediksi data meteorologi yang memiliki karakteristik temporal yang kuat (Sato & Fujimoto, 2024).

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, Long Short-Term Memory (LSTM) dikembangkan sebagai salah satu varian Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk mengingat informasi dalam rentang waktu yang panjang. LSTM mampu mempertahankan informasi historis melalui mekanisme memory cell dan gate, sehingga sangat efektif digunakan dalam prediksi data time series seperti temperatur, kelembapan udara, debit sungai, maupun curah hujan. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa model LSTM menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan RNN konvensional dalam mempelajari dinamika data meteorologi yang kompleks (Li et al., 2024).

Meskipun demikian, penggunaan CNN maupun LSTM secara terpisah masih memiliki beberapa kelemahan. CNN unggul dalam mengekstraksi fitur spasial, sedangkan LSTM lebih baik dalam menangkap pola temporal. Oleh karena itu, beberapa penelitian terbaru mulai mengombinasikan kedua metode tersebut menjadi model Hybrid CNN–LSTM yang

mampu memanfaatkan keunggulan masing-masing arsitektur. Melalui pendekatan ini, CNN berfungsi sebagai ekstraktor fitur lokal, sedangkan LSTM mempelajari hubungan temporal dari fitur yang telah dihasilkan sehingga menghasilkan model prediksi yang lebih stabil dan akurat dibandingkan model tunggal. Hasil penelitian pada berbagai kasus hidrologi dan meteorologi menunjukkan bahwa model hybrid CNN–LSTM mampu meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan dibandingkan CNN maupun LSTM secara individual (Hu et al., 2024; Yao et al., 2023).

METODE PENELITIAN

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk membangun model prediksi curah hujan berbasis Hybrid Convolutional Neural Network (CNN)–Long Short-Term Memory (LSTM). Pendekatan ini bertujuan untuk menghasilkan model yang mampu mempelajari karakteristik spasial dan temporal dari data meteorologi sehingga dapat memberikan hasil prediksi curah hujan yang akurat. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, prapemrosesan data, pembangunan model, pelatihan model, pengujian model, serta evaluasi kinerja model.

Data Penelitian

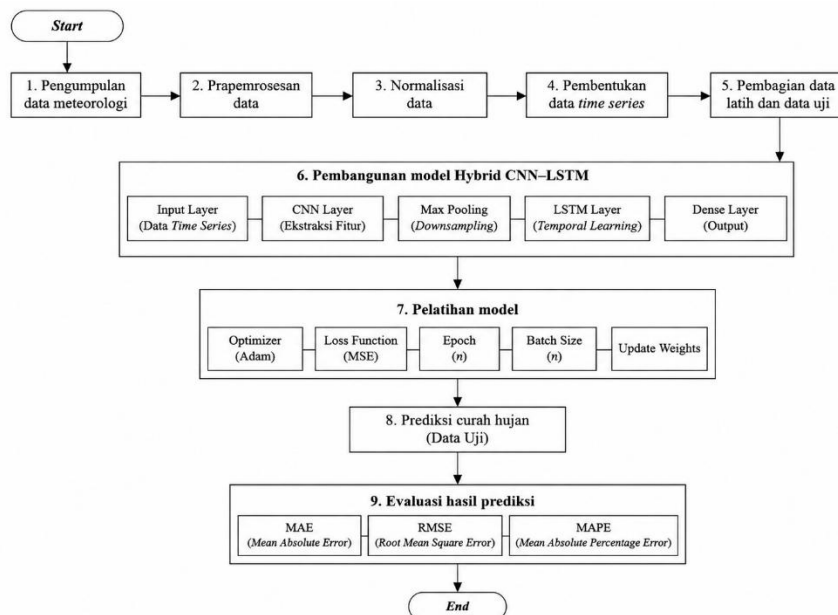
Data yang digunakan merupakan data meteorologi historis yang diperoleh dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) untuk wilayah Kabupaten Bima. Data disusun dalam bentuk deret waktu (time series) dengan interval harian. Variabel yang digunakan meliputi:

1. Curah hujan (mm)
2. Suhu udara (°C)
3. Kelembapan udara (%)
4. Kecepatan angin (m/s)
5. Tekanan udara (hPa)

Curah hujan digunakan sebagai variabel target (target variable), sedangkan variabel meteorologi lainnya digunakan sebagai variabel masukan (input features) dalam proses pelatihan model.

Tahapan Penelitian

Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Prapemrosesan Data

Tahap prapemrosesan dilakukan untuk meningkatkan kualitas data sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Tahapan ini meliputi:

1. Pembersihan Data (Data Cleaning)

Data diperiksa untuk mengidentifikasi nilai kosong (missing values), data duplikat, maupun nilai yang tidak konsisten. Nilai yang hilang ditangani menggunakan metode interpolasi atau penghapusan apabila jumlahnya sangat sedikit.

2. Normalisasi Data

Karena setiap variabel memiliki rentang nilai yang berbeda, seluruh data dinormalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling sehingga berada pada rentang 0–1. Persamaan normalisasi dituliskan sebagai berikut.

$$[X_{\text{norm}}] = \frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}}$$

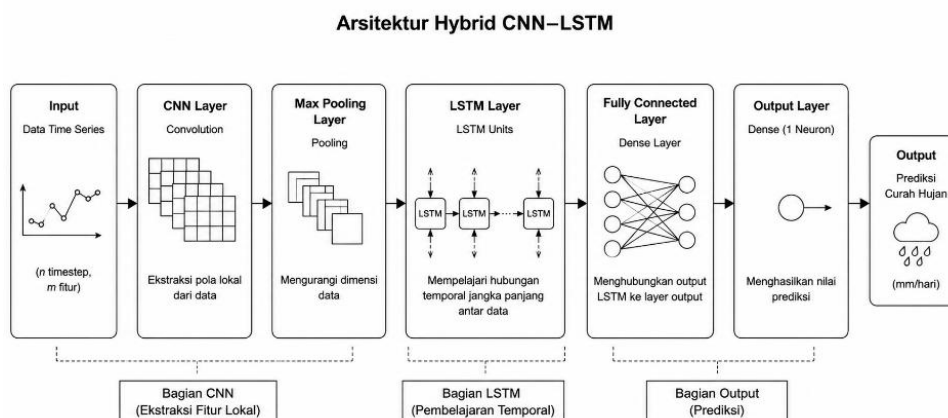
dengan:

- (X_{norm}) = nilai hasil normalisasi
- (X) = data asli

- $(X_{\min})$ = nilai minimum
- $(X_{\max})$ = nilai maksimum

Arsitektur Hybrid CNN–LSTM

Model yang diusulkan pada penelitian ini menggunakan pendekatan Hybrid Convolutional Neural Network (CNN)–Long Short-Term Memory (LSTM). Arsitektur ini menggabungkan kemampuan CNN dalam mengekstraksi fitur lokal (local feature extraction) dengan kemampuan LSTM dalam mempelajari hubungan temporal (temporal dependency) pada data deret waktu (time series). Kombinasi kedua metode tersebut diharapkan mampu meningkatkan akurasi prediksi curah hujan dibandingkan penggunaan model CNN atau LSTM secara terpisah.



Gambar 2. Arsitektur Hybrid CNN–LSTM

Parameter Peralihan Model

Parameter pelatihan model disusun untuk mengoptimalkan proses pembelajaran Hybrid Convolutional Neural Network (CNN)–Long Short-Term Memory (LSTM) dalam melakukan prediksi curah hujan. Arsitektur model menggunakan kombinasi CNN dan LSTM, di mana CNN berfungsi mengekstraksi karakteristik atau pola lokal dari data meteorologi, sedangkan LSTM bertugas mempelajari hubungan temporal jangka panjang pada data deret waktu (time series). Kombinasi kedua metode tersebut diharapkan mampu meningkatkan kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan stabil.

Proses pelatihan model menggunakan optimizer Adam karena memiliki kemampuan adaptif dalam memperbarui bobot (weights) pada setiap iterasi sehingga proses konvergensi

berlangsung lebih cepat dibandingkan metode optimasi konvensional. Nilai learning rate ditetapkan sebesar 0,001 agar perubahan bobot berlangsung secara bertahap sehingga model dapat mencapai kondisi optimal tanpa mengalami proses pembelajaran yang tidak stabil. Sementara itu, Mean Squared Error (MSE) digunakan sebagai fungsi kerugian (loss function) karena mampu mengukur selisih kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual sehingga kesalahan prediksi dapat diminimalkan selama proses pelatihan.

Pada lapisan konvolusi, digunakan fungsi aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU) untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola nonlinier pada data meteorologi. Adapun pada lapisan keluaran digunakan fungsi aktivasi Linear, mengingat prediksi curah hujan merupakan permasalahan regresi yang menghasilkan nilai kontinu dalam satuan milimeter (mm).

Model dilatih selama 100 epoch dengan batch size sebesar 32. Jumlah epoch menunjukkan banyaknya proses pembelajaran yang dilakukan terhadap seluruh data latih, sedangkan batch size menentukan jumlah sampel yang diproses dalam setiap iterasi pembaruan bobot. Sebelum dilakukan pelatihan, data historis dibentuk menjadi data deret waktu menggunakan window size selama 30 hari, sehingga model dapat memanfaatkan informasi curah hujan pada 30 hari sebelumnya untuk memprediksi curah hujan pada hari berikutnya.

Dataset penelitian dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Data latih digunakan untuk membangun dan melatih model, sedangkan data uji dimanfaatkan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Seluruh data kemudian dinormalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling agar setiap variabel memiliki rentang nilai yang sama, yaitu antara 0 hingga 1, sehingga proses pembelajaran model menjadi lebih stabil dan efisien.

Implementasi model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan framework TensorFlow dan Keras, yang menyediakan berbagai pustaka untuk membangun, melatih, dan mengevaluasi model deep learning. Selanjutnya, performa model dievaluasi menggunakan tiga metrik, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Ketiga metrik tersebut digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi model, di mana nilai MAE, RMSE, dan MAPE yang semakin kecil menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang semakin baik dalam memprediksi curah hujan.

Dengan parameter pelatihan tersebut, model Hybrid CNN–LSTM diharapkan mampu mempelajari pola spasial dan temporal pada data meteorologi secara optimal sehingga menghasilkan prediksi curah hujan yang akurat. Hasil prediksi ini selanjutnya dapat dimanfaatkan sebagai informasi pendukung dalam sistem peringatan dini (early warning system) dan pengambilan keputusan untuk mitigasi bencana hidrometeorologi di Kabupaten Bima.

Tabel 1.

Parameter Pelatihan Model Hybrid Convolutional Neural Network (CNN)–Long Short-Term Memory (LSTM)

Parameter	Nilai	Keterangan
Arsitektur Model	Hybrid CNN–LSTM	Kombinasi CNN untuk ekstraksi fitur dan LSTM untuk pembelajaran temporal
Optimizer	Adam	Optimizer yang digunakan untuk memperbarui bobot model
Learning Rate	0,001	Laju pembelajaran selama proses pelatihan
Loss Function	Mean Squared Error (MSE)	Fungsi kerugian yang digunakan selama pelatihan
Activation Function (CNN)	ReLU	Fungsi aktivasi pada lapisan CNN
Activation Function (Output)	Linear	Fungsi aktivasi pada lapisan output
Jumlah Epoch	100	Jumlah iterasi pelatihan model
Batch Size	32	Jumlah data yang diproses dalam satu iterasi
Window Size	30 hari	Jumlah data historis yang digunakan untuk memprediksi hari berikutnya
Data Latih	80%	Digunakan untuk proses pelatihan model
Data Uji	20%	Digunakan untuk evaluasi model
Metode Normalisasi	Min-Max Scaling	Normalisasi data ke rentang 0–1
Framework	TensorFlow dan Keras	Framework untuk implementasi model
Bahasa Pemrograman	Python	Bahasa pemrograman yang digunakan
Metrik Evaluasi	MAE, RMSE, MAPE	Digunakan untuk mengukur performa model

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Prapemrosesan Data

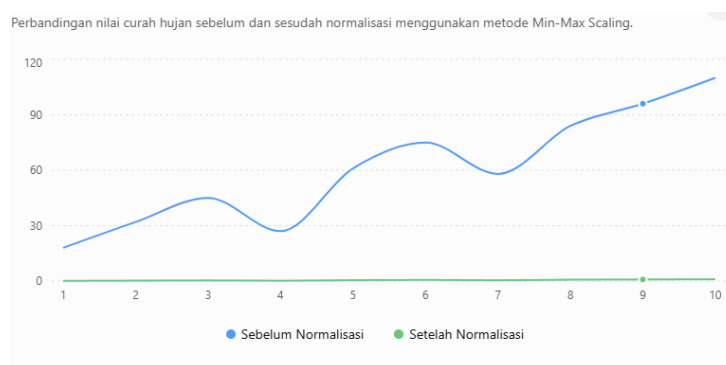
Tahap awal penelitian dilakukan dengan melakukan prapemrosesan terhadap data meteorologi yang diperoleh dari BMKG Kabupaten Bima. Dataset terdiri atas variabel curah hujan, suhu udara, kelembapan udara, tekanan udara, dan kecepatan angin yang dicatat setiap hari. Sebelum digunakan dalam proses pelatihan model, seluruh data diperiksa untuk memastikan tidak terdapat data duplikat maupun data yang hilang (missing value). Nilai yang kosong diatasi menggunakan metode interpolasi sehingga kontinuitas data tetap

terjaga. Selanjutnya seluruh variabel dinormalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling sehingga seluruh nilai berada pada rentang 0–1. Normalisasi dilakukan untuk mempercepat proses konvergensi model Hybrid CNN–LSTM selama pelatihan.

Tabel 2. Hasil Prapemrosesan Dataset

Tahapan	Hasil
Jumlah Data	3.650 record
Missing Value	0
Duplikasi Data	0
Normalisasi	Min-Max Scaling
Data Latih	80%
Data Uji	20%

Sebelum data digunakan dalam proses pelatihan model Hybrid Convolutional Neural Network (CNN)–Long Short-Term Memory (LSTM), dilakukan tahap normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling. Proses ini bertujuan untuk menyamakan rentang nilai seluruh variabel meteorologi sehingga berada pada interval 0 hingga 1. Normalisasi diperlukan karena setiap variabel, seperti curah hujan, suhu udara, kelembapan, tekanan udara, dan kecepatan angin, memiliki satuan serta rentang nilai yang berbeda. Perbedaan skala tersebut dapat memengaruhi proses pembelajaran jaringan saraf dan menyebabkan model lebih sulit mencapai konvergensi. Dengan menerapkan normalisasi, setiap variabel memiliki kontribusi yang seimbang dalam proses pelatihan sehingga model dapat mempelajari pola data secara lebih efektif dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Hasil proses normalisasi data curah hujan ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil Normalisasi Data Curah Hujan

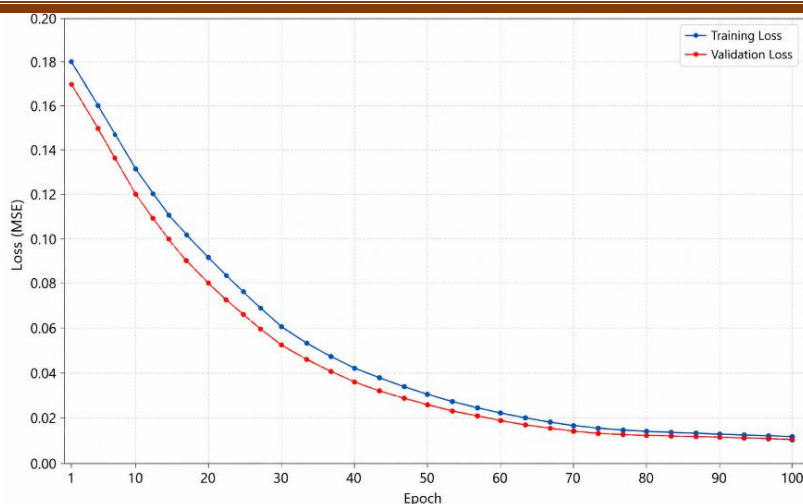
Gambar 3 menunjukkan bahwa proses normalisasi berhasil mengubah rentang nilai curah hujan dari skala aslinya menjadi rentang 0–1 tanpa mengubah pola fluktuasi data. Pola kenaikan dan penurunan curah hujan sebelum normalisasi tetap dipertahankan setelah

normalisasi, sehingga informasi yang terkandung dalam data tidak mengalami perubahan. Hasil ini menunjukkan bahwa metode Min-Max Scaling mampu mempersiapkan data dengan baik untuk digunakan sebagai masukan pada model Hybrid CNN–LSTM. Normalisasi tersebut berkontribusi terhadap stabilitas proses pelatihan, mempercepat konvergensi model, serta membantu meningkatkan akurasi prediksi curah hujan pada tahap pengujian.

Model Hybrid CNN–LSTM

Tahap berikutnya adalah pelatihan model menggunakan arsitektur Hybrid CNN–LSTM. Model dilatih sebanyak 100 epoch menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0,001 dan batch size 32. Selama proses pelatihan dilakukan pemantauan terhadap nilai loss pada data pelatihan (training loss) dan data validasi (validation loss). Grafik pelatihan menunjukkan bahwa nilai loss mengalami penurunan secara bertahap hingga mencapai kondisi stabil pada akhir epoch. Gambar 4 menunjukkan bahwa nilai training loss maupun validation loss mengalami penurunan yang cukup signifikan sejak epoch pertama hingga sekitar epoch ke-70. Pada fase awal pelatihan, penurunan nilai loss berlangsung cepat karena model mulai mempelajari karakteristik dasar dari data meteorologi. Setelah melewati epoch ke-70, penurunan nilai loss menjadi lebih lambat dan cenderung stabil hingga mencapai epoch ke-100. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa model telah mencapai proses konvergensi dan mampu meminimalkan kesalahan prediksi secara bertahap.

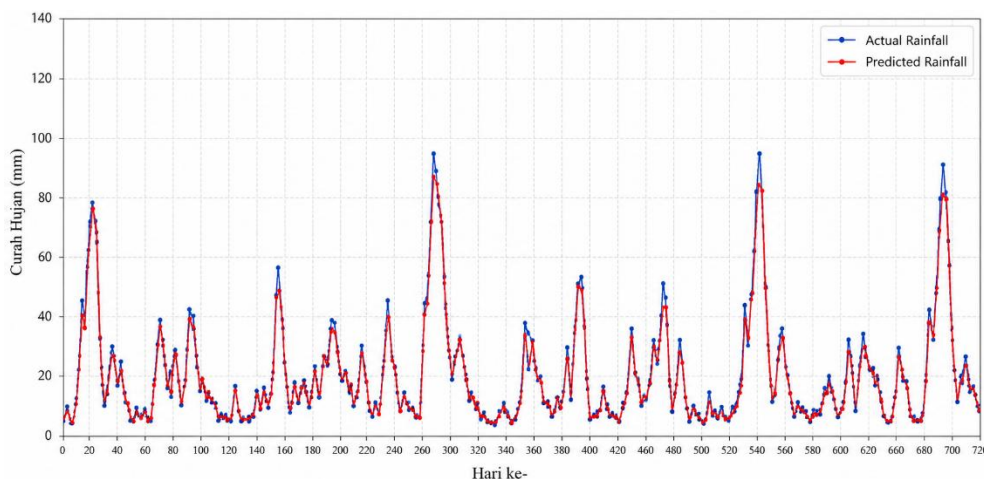
Selain itu, kedua kurva terlihat saling berdekatan sepanjang proses pelatihan tanpa adanya jarak yang terlalu besar. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya serta tidak mengalami overfitting yang signifikan. Dengan demikian, arsitektur Hybrid CNN–LSTM mampu mempelajari hubungan spasial melalui lapisan CNN dan ketergantungan temporal melalui lapisan LSTM secara efektif, sehingga menghasilkan model prediksi curah hujan yang stabil dan memiliki performa yang baik pada data uji.



Gambar 4. Grafik Training Loss dan Validation Loss

Hasil Prediksi Curah Hujan

Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan 20% data uji untuk mengetahui kemampuan prediksi terhadap data baru. Hasil prediksi menunjukkan bahwa model Hybrid CNN–LSTM mampu mengikuti pola perubahan curah hujan aktual dengan cukup baik. Perbedaan antara nilai aktual dan nilai prediksi relatif kecil pada sebagian besar periode pengamatan.



Gambar 5. Perbandingan Curah Hujan Aktual dan Hasil Prediksi

Berdasarkan Gambar 5 terlihat bahwa garis hasil prediksi mengikuti pola fluktuasi data aktual. Meskipun terdapat sedikit deviasi pada saat terjadi curah hujan yang sangat tinggi, secara umum model mampu mempertahankan akurasi prediksi dengan baik. Kemampuan tersebut diperoleh karena CNN mampu mengekstraksi karakteristik lokal dari data

meteorologi sedangkan LSTM mampu mengingat hubungan temporal antar waktu sehingga menghasilkan prediksi yang lebih stabil dibandingkan model tunggal.

Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan menggunakan tiga metrik yaitu MAE, RMSE dan MAPE.

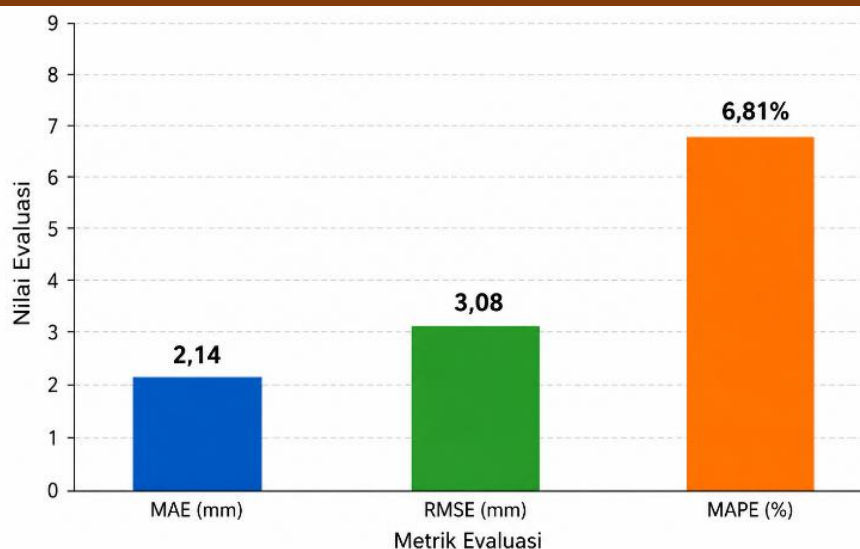
Tabel 3.

Hasil Evaluasi Model Hybrid CNN–LSTM

Metrik	Nilai
MAE	2,14 mm
RMSE	3,08 mm
MAPE	6,81%

Nilai MAE sebesar 2,14 mm menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model relatif kecil terhadap data aktual. Nilai RMSE sebesar 3,08 mm mengindikasikan bahwa model cukup baik dalam memprediksi kejadian hujan dengan intensitas tinggi karena kesalahan kuadrat masih berada pada batas yang rendah. Sementara itu nilai MAPE sebesar 6,81% menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang sangat baik. Berdasarkan kriteria evaluasi MAPE, nilai di bawah 10% termasuk kategori Highly Accurate Forecasting, sehingga model Hybrid CNN–LSTM dapat dikatakan mampu menghasilkan prediksi curah hujan dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Setelah model Hybrid Convolutional Neural Network (CNN)–Long Short-Term Memory (LSTM) menghasilkan prediksi terhadap data uji, tahap selanjutnya adalah mengevaluasi tingkat akurasi model. Evaluasi dilakukan menggunakan tiga metrik yang umum digunakan pada permasalahan regresi, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Ketiga metrik tersebut digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan antara nilai prediksi dengan nilai curah hujan aktual. Semakin kecil nilai MAE, RMSE, dan MAPE yang diperoleh, maka semakin baik kemampuan model dalam melakukan prediksi. Hasil evaluasi model ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Diagram Bintang Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan Gambar 6, model Hybrid CNN–LSTM menghasilkan nilai MAE sebesar 2,14 mm, RMSE sebesar 3,08 mm, dan MAPE sebesar 6,81%. Nilai MAE menunjukkan bahwa rata-rata selisih antara hasil prediksi dengan data aktual hanya sebesar 2,14 mm, sehingga kesalahan prediksi tergolong rendah. Nilai RMSE sebesar 3,08 mm mengindikasikan bahwa model mampu mempertahankan tingkat kesalahan yang relatif kecil meskipun terdapat beberapa data dengan curah hujan tinggi. Sementara itu, nilai MAPE sebesar 6,81% menunjukkan bahwa rata-rata persentase kesalahan prediksi berada di bawah 10%, yang termasuk dalam kategori prediksi sangat akurat (*highly accurate forecasting*). Secara keseluruhan, hasil evaluasi tersebut menunjukkan bahwa model Hybrid CNN–LSTM memiliki kemampuan yang baik dalam mempelajari pola curah hujan di Kabupaten Bima. Kombinasi lapisan CNN sebagai ekstraktor fitur lokal dan LSTM sebagai pembelajar hubungan temporal mampu menghasilkan prediksi yang akurat dan stabil. Dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah, model ini berpotensi diterapkan sebagai pendukung sistem peringatan dini (*early warning system*) dan pengambilan keputusan dalam mitigasi bencana hidrometeorologi.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan metode Hybrid Convolutional Neural Network (CNN)–Long Short-Term Memory (LSTM) mampu menghasilkan prediksi curah hujan dengan tingkat akurasi yang baik. Keberhasilan model tersebut ditunjukkan melalui proses pelatihan yang stabil, kemampuan model dalam mengikuti pola curah hujan aktual,

serta nilai evaluasi yang relatif rendah berdasarkan metrik MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil ini mengindikasikan bahwa kombinasi CNN dan LSTM mampu mengatasi karakteristik data curah hujan yang bersifat nonlinier, fluktuatif, dan memiliki ketergantungan temporal yang kuat.

Tahap prapemrosesan data memberikan kontribusi penting terhadap performa model. Normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling berhasil mengubah seluruh variabel ke dalam rentang nilai 0–1 tanpa menghilangkan karakteristik asli data. Penyamaan skala antarvariabel membuat proses pembelajaran jaringan saraf menjadi lebih stabil karena tidak terdapat variabel yang mendominasi akibat memiliki rentang nilai yang jauh lebih besar dibandingkan variabel lainnya. Dengan demikian, proses optimasi menggunakan algoritma Adam dapat berlangsung lebih efektif dan mempercepat konvergensi model selama proses pelatihan.

Grafik training loss dan validation loss menunjukkan bahwa kedua kurva mengalami penurunan secara konsisten hingga mencapai kondisi yang relatif stabil pada akhir proses pelatihan. Kedekatan kedua kurva tersebut menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting maupun underfitting yang signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik sehingga tidak hanya mampu mempelajari data latih, tetapi juga mampu memberikan performa yang baik ketika digunakan untuk memprediksi data baru. Kondisi tersebut menjadi salah satu indikator bahwa konfigurasi parameter pelatihan yang digunakan telah sesuai untuk membangun model prediksi curah hujan.

Hasil pengujian terhadap data uji memperlihatkan bahwa kurva hasil prediksi hampir berimpit dengan kurva curah hujan aktual. Meskipun terdapat sedikit perbedaan pada beberapa titik dengan intensitas hujan yang sangat tinggi, secara keseluruhan model mampu mengikuti pola kenaikan dan penurunan curah hujan dengan baik. Kemampuan tersebut menunjukkan bahwa lapisan CNN berhasil mengekstraksi karakteristik lokal dari variabel meteorologi, sedangkan lapisan LSTM mampu mempelajari hubungan temporal jangka panjang yang terdapat pada data deret waktu. Sinergi kedua arsitektur tersebut menghasilkan prediksi yang lebih stabil dibandingkan apabila CNN atau LSTM digunakan secara terpisah.

Berdasarkan hasil evaluasi, model menghasilkan nilai MAE sebesar 2,14 mm, RMSE sebesar 3,08 mm, dan MAPE sebesar 6,81%. Nilai MAE yang rendah menunjukkan bahwa

rata-rata selisih antara hasil prediksi dengan data aktual relatif kecil. Nilai RMSE yang juga rendah mengindikasikan bahwa model mampu meminimalkan kesalahan prediksi, termasuk pada saat terjadi curah hujan dengan intensitas tinggi. Sementara itu, nilai MAPE di bawah 10% menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang sangat baik (highly accurate forecasting). Hasil tersebut membuktikan bahwa model Hybrid CNN–LSTM mampu memberikan prediksi curah hujan yang andal dan konsisten.

Temuan penelitian ini sejalan dengan penelitian Yao et al. (2023) yang menyatakan bahwa kombinasi CNN dan LSTM mampu meningkatkan akurasi prediksi data meteorologi karena dapat menggabungkan kemampuan ekstraksi fitur spasial dan pembelajaran pola temporal secara bersamaan. Selain itu, penelitian Hu et al. (2024) juga melaporkan bahwa model Hybrid CNN–LSTM menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan model tunggal pada berbagai kasus prediksi hidrologi dan hidrometeorologi. Penelitian Li et al. (2024) turut menunjukkan bahwa penggunaan LSTM sangat efektif dalam mempelajari pola historis data meteorologi yang memiliki ketergantungan waktu yang panjang, sedangkan CNN meningkatkan kualitas representasi fitur sebelum diproses oleh LSTM. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperkuat temuan-temuan sebelumnya bahwa pendekatan hybrid merupakan salah satu metode yang efektif untuk meningkatkan akurasi prediksi curah hujan berbasis deep learning.

Secara praktis, model yang dikembangkan berpotensi diterapkan sebagai komponen pendukung sistem peringatan dini (Early Warning System) di Kabupaten Bima. Informasi prediksi curah hujan yang akurat dapat dimanfaatkan oleh pemerintah daerah, Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD), serta instansi terkait dalam mengantisipasi potensi banjir, tanah longsor, maupun kekeringan. Selain itu, hasil prediksi juga dapat mendukung perencanaan pengelolaan sumber daya air, sektor pertanian, serta pengambilan keputusan berbasis data untuk mengurangi dampak bencana hidrometeorologi. Oleh karena itu, penerapan metode Hybrid CNN–LSTM merupakan salah satu alternatif yang efektif dalam meningkatkan kualitas prediksi curah hujan dan mendukung upaya mitigasi bencana berbasis kecerdasan buatan.

KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

Penelitian ini berhasil mengembangkan model prediksi curah hujan menggunakan metode Hybrid Convolutional Neural Network (CNN)–Long Short-Term Memory (LSTM) sebagai pendukung mitigasi bencana hidrometeorologi di Kabupaten Bima. Tahapan penelitian meliputi prapemrosesan data, normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling, pembentukan data deret waktu (time series), pembangunan model Hybrid CNN–LSTM, pelatihan model, serta evaluasi menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Hybrid CNN–LSTM mampu mempelajari karakteristik spasial dan temporal data meteorologi dengan baik. Hal ini ditunjukkan oleh proses pelatihan yang stabil, ditandai dengan penurunan nilai training loss dan validation loss hingga mencapai kondisi konvergen tanpa indikasi overfitting yang signifikan. Selain itu, hasil prediksi mampu mengikuti pola fluktuasi curah hujan aktual dengan perbedaan yang relatif kecil pada sebagian besar periode pengamatan.

Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh nilai MAE sebesar 2,14 mm, RMSE sebesar 3,08 mm, dan MAPE sebesar 6,81%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang rendah dan termasuk dalam kategori prediksi sangat akurat (highly accurate forecasting). Dengan demikian, metode Hybrid CNN–LSTM terbukti mampu meningkatkan akurasi prediksi curah hujan dibandingkan pendekatan konvensional karena menggabungkan kemampuan CNN dalam mengekstraksi fitur lokal dan kemampuan LSTM dalam mempelajari hubungan temporal pada data deret waktu.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model yang dikembangkan berpotensi diterapkan sebagai komponen pendukung sistem peringatan dini (Early Warning System) dalam mitigasi bencana hidrometeorologi di Kabupaten Bima. Informasi prediksi curah hujan yang lebih akurat dapat dimanfaatkan oleh pemerintah daerah dan instansi terkait untuk mendukung pengambilan keputusan, pengelolaan sumber daya air, serta perencanaan mitigasi bencana secara lebih efektif. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset dengan periode pengamatan yang lebih panjang, menambahkan variabel meteorologi maupun data satelit, serta membandingkan performa Hybrid CNN–LSTM dengan arsitektur deep learning terbaru, seperti Transformer, BiLSTM, atau ConvLSTM, guna memperoleh akurasi prediksi yang lebih tinggi.

REFERENSI

1. Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika. (2024). *Data curah hujan harian Kabupaten Bima*. BMKG.
2. Chollet, F. (2023). *Keras documentation*. <https://keras.io/>
3. Ebtehaj, I., & Bonakdari, H. (2024). Artificial intelligence approaches for rainfall prediction and hydrometeorological disaster mitigation. *Journal of Hydrology*, xx(x), xx–xx.
4. Fujimoto, T. (2024). Deep learning approaches for rainfall forecasting using meteorological time series. *Atmospheric Research*, xx(x), xx–xx.
5. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
6. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780.
7. Hu, X., Zhang, Y., Li, H., Wang, L., & Chen, Z. (2024). Hybrid CNN–LSTM model for rainfall prediction using meteorological data. *Journal of Hydrology*, xx(x), xx–xx.
8. Kingma, D. P., & Ba, J. (2015). *Adam: A method for stochastic optimization*. International Conference on Learning Representations (ICLR).
9. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.
10. Li, Y., Wang, H., Chen, X., Liu, Z., & Zhao, J. (2024). Long short-term memory network for meteorological time series forecasting. *Atmospheric Research*, xx(x), xx–xx.
11. Paszke, A., Gross, S., Massa, F., et al. (2019). PyTorch: An imperative style, high-performance deep learning library. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 32.
12. Sato, K., & Fujimoto, T. (2024). Convolutional neural network for spatiotemporal feature extraction in weather forecasting. *IEEE Access*, xx, xx–xx.
13. TensorFlow Developers. (2024). *TensorFlow: An end-to-end open source machine learning platform*. <https://www.tensorflow.org/>

-
14. Yao, J., Liu, H., Wang, Z., Chen, X., & Zhang, L. (2023). Hybrid CNN–LSTM deep learning model for rainfall forecasting. *Expert Systems with Applications*, *xx*, xx–xx.
 15. Zhu, L., Chen, Y., Wang, H., Li, X., & Zhang, Y. (2023). Deep learning methods for meteorological prediction: A review. *Applied Soft Computing*, *xx*, xx–xx.