

PREDIKSI CURAH HUJAN DI KOTA SEMARANG MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT-TERM MEMORY DAN GATED RECURRENT UNIT

Isa Ghani Al-Hadid, Tan Bagas Endrihartono, Nur Wakhidah

Sistem Informasi, Universitas Semarang
Jalan Soekarno Hatta, Semarang, Indonesia
Samarsh97998@gmail.com

ABSTRAK

Curah hujan merupakan parameter meteorologis penting yang berpengaruh terhadap mitigasi bencana, perencanaan wilayah, dan pengelolaan sumber daya air, khususnya di Kota Semarang yang memiliki tingkat kerawanan banjir tinggi. Permasalahan utama dalam prediksi curah hujan adalah karakteristik data yang bersifat fluktuatif, nonlinier, serta dipengaruhi oleh berbagai faktor atmosfer, sehingga metode statistik konvensional sering kali belum mampu memberikan hasil yang optimal. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja model Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) dalam memprediksi curah hujan harian di Kota Semarang serta menganalisis pengaruh variasi panjang data historis (window size) terhadap akurasi prediksi. Metode yang digunakan meliputi pengolahan data curah hujan harian periode Januari 2016 hingga Desember 2025 dari BMKG, pra-pemrosesan data, normalisasi, pembentukan data sekuensial dengan window size 7, 14, 30, dan 60 hari, serta pelatihan dan evaluasi model LSTM dan GRU menggunakan metrik MAE, MSE, RMSE, dan koefisien determinasi (R^2). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model GRU memberikan performa terbaik pada window size 30 hari dengan nilai RMSE sebesar 5,655 dan R^2 sebesar 0,735, sedangkan LSTM menghasilkan performa terbaik pada window size 14 hari dengan R^2 sebesar 0,726. Secara keseluruhan, GRU menunjukkan kinerja yang lebih stabil dan akurat dalam memprediksi curah hujan harian di Kota Semarang.

Kata kunci : Curah hujan, Deret waktu, LSTM, GRU, Deep Learning.

1. PENDAHULUAN

Curah hujan merupakan komponen meteorologis yang berperan penting dalam berbagai sektor kehidupan, seperti pertanian, transportasi, tata ruang, serta pengelolaan sumber daya air [1], [2]. Informasi curah hujan yang akurat menjadi faktor krusial dalam mendukung perencanaan kegiatan, mitigasi risiko bencana hidrometeorologi, serta pengelolaan lingkungan secara berkelanjutan. Ketidakakuratan dalam prediksi curah hujan dapat menyebabkan kegagalan sistem peringatan dini, kerugian ekonomi, serta meningkatnya kerentanan terhadap bencana seperti banjir dan kekeringan [1], [2]. Oleh karena itu, pengembangan metode prediksi curah hujan yang presisi dan andal menjadi kebutuhan penting dalam menghadapi dinamika iklim yang semakin kompleks.

Kota Semarang sebagai pusat pemerintahan dan salah satu kawasan metropolitan di Jawa Tengah kerap menghadapi tantangan hidrometeorologi yang signifikan, khususnya banjir [3], [4], [5]. Tingginya intensitas curah hujan, terutama pada musim hujan antara November hingga Maret dengan puncak hujan umumnya terjadi pada bulan Januari, menjadi salah satu pemicu utama terjadinya genangan dan banjir di wilayah ini [5], [6]. Permasalahan tersebut semakin diperparah oleh variabilitas iklim global yang menyebabkan pola curah hujan menjadi semakin tidak stabil [6]. Selain itu, karakteristik curah hujan yang bersifat fluktuatif, nonlinier, dan dipengaruhi oleh berbagai faktor atmosfer menjadikan proses prediksi curah hujan sebagai tugas yang kompleks, di mana pendekatan statistik tradisional sering kali belum

mampu menangkap hubungan antarvariabel secara optimal [2].

Metode pembelajaran mendalam (deep learning) telah banyak digunakan sebagai pendekatan alternatif dalam prediksi deret waktu meteorologis karena kemampuannya dalam mempelajari pola jangka panjang dan hubungan nonlinier pada data [1], [2]. Di antara berbagai arsitektur deep learning, Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) merupakan varian Recurrent Neural Network (RNN) yang paling umum diterapkan dalam analisis data time series [1], [7]. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa LSTM berhasil diterapkan dalam prediksi curah hujan di berbagai wilayah, termasuk di Kota Semarang, dan mampu menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan metode statistik klasik seperti SARIMAX dengan nilai R^2 mencapai 0,81 [4]. Namun demikian, kajian yang secara khusus membandingkan kinerja LSTM dan GRU dalam prediksi curah hujan di Kota Semarang masih sangat terbatas. Selain itu, pengaruh variasi panjang data historis (window size) terhadap sensitivitas dan performa kedua model dalam menangkap pola hujan lokal belum banyak dianalisis secara sistematis. Berdasarkan celah penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa model LSTM dan GRU serta menganalisis pengaruh window size terhadap akurasi prediksi curah hujan di Kota Semarang.

Penelitian ini dilakukan dengan menerapkan model LSTM dan GRU pada data curah hujan Kota Semarang menggunakan berbagai skenario window size untuk mengevaluasi kemampuan masing-masing

model dalam menangkap pola temporal curah hujan. Kinerja model dibandingkan menggunakan metrik evaluasi yang relevan untuk prediksi deret waktu. Analisis difokuskan pada perbandingan akurasi prediksi dan efisiensi komputasi dari kedua arsitektur deep learning tersebut. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan rekomendasi model prediksi curah hujan yang paling optimal guna mendukung sistem peringatan dini, perencanaan infrastruktur, serta pengelolaan sumber daya air yang adaptif terhadap dinamika iklim di Kota Semarang.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Sebelum penelitian ini dilakukan, penulis menelusuri sejumlah literatur yang membahas prediksi curah hujan menggunakan pendekatan deep learning berbasis data deret waktu. Penelusuran ini dilakukan untuk mengetahui metode yang telah diterapkan, kecenderungan hasil yang diperoleh, serta keterbatasan yang masih ditemukan dalam penelitian sebelumnya.

Dalam berbagai penelitian, Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) menjadi dua arsitektur yang paling sering digunakan untuk memodelkan curah hujan. [1] melaporkan bahwa kedua model tersebut memiliki kinerja yang relatif sebanding, di mana LSTM cenderung menghasilkan akurasi prediksi yang lebih tinggi, sedangkan GRU lebih baik dalam mendeteksi kejadian hujan. Hasil ini sejalan dengan penelitian [7] di Kota Denpasar serta [2] di Kota Tangerang, yang menunjukkan bahwa LSTM mampu menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah pada kondisi tertentu.

Di sisi lain, beberapa studi menunjukkan bahwa GRU juga memiliki performa yang kompetitif. [8] menemukan bahwa GRU memberikan hasil yang lebih stabil pada tugas klasifikasi hujan dan tidak hujan. Temuan ini menunjukkan bahwa keunggulan suatu model sangat dipengaruhi oleh karakteristik data, tujuan analisis, dan skema pemodelan yang digunakan.

Untuk wilayah Kota Semarang, pendekatan deep learning telah diterapkan dalam sejumlah penelitian prediksi curah hujan. [4] menunjukkan bahwa LSTM memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan metode statistik SARIMAX. Selain itu, [6] memanfaatkan LSTM untuk mengidentifikasi pola curah hujan ekstrem yang berpotensi menimbulkan banjir. Namun, penelitian-penelitian tersebut masih berfokus pada satu jenis model dan belum membahas perbandingan LSTM dan GRU secara langsung.

Berdasarkan uraian tersebut, dapat diketahui bahwa kajian yang membandingkan kinerja LSTM dan GRU pada data curah hujan harian di Kota Semarang dengan mempertimbangkan variasi window size masih sangat terbatas. Padahal, panjang data historis yang digunakan sebagai input berpengaruh terhadap kemampuan model dalam menangkap pola temporal curah hujan. Oleh karena itu, penelitian ini diarahkan untuk membandingkan kinerja LSTM dan GRU

dengan variasi window size pada data curah hujan harian Kota Semarang guna memperoleh gambaran yang lebih jelas mengenai performa kedua model.

2.1. Prediksi Deret Waktu dan Karakteristik Curah Hujan

Prediksi merupakan aktivitas ilmiah yang bertujuan untuk memperkirakan kondisi atau fenomena pada masa mendatang. Dalam bidang meteorologi, kemampuan memprediksi curah hujan sangat penting untuk mendukung manajemen sumber daya air, mitigasi bencana hidrometeorologi, perencanaan pertanian, serta tata kelola perkotaan [2]. Curah hujan merupakan komponen utama iklim yang direkam dalam bentuk deret waktu (time series), yaitu data teratur berdasarkan waktu yang mencerminkan dinamika atmosfer dari waktu ke waktu [2], [9].

Kota Semarang memiliki karakteristik iklim tropis dengan pola curah hujan unimodal, di mana musim hujan berlangsung antara November hingga Maret, dan puncak hujan terjadi pada bulan Januari [5]. Berbagai analisis klimatologi di Indonesia juga menggunakan sistem dasarian (interval 10 hari) untuk memantau awal musim serta menentukan pola hujan secara lebih detail [6], [9]. Kompleksitas proses atmosfer, seperti interaksi suhu laut, angin monsun, dan variabilitas spasial-temporal awan konvektif, membuat prediksi curah hujan bersifat nonlinier, sehingga metode tradisional berbasis statistik sering kali tidak cukup akurat dalam memodelkan dinamika tersebut [10].

2.2. Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan salah satu arsitektur deep learning yang dikembangkan dari Recurrent Neural Network (RNN) dan secara khusus dirancang untuk mengolah data sekuensial atau deret waktu [9], [11]. LSTM memiliki keunggulan dalam mengatasi permasalahan vanishing gradient yang umum terjadi pada RNN konvensional, sehingga mampu mempertahankan, menyimpan, dan memanfaatkan informasi penting dalam rentang waktu yang panjang secara lebih efektif [8].

Setiap unit LSTM memiliki struktur yang cukup kompleks karena dilengkapi dengan beberapa mekanisme gerbang (gate) yang mengatur aliran informasi masuk dan keluar dari cell state [9], [12]. Gerbang-gerbang tersebut terdiri dari: forget gate yang berfungsi mengontrol proporsi informasi dari cell state sebelumnya yang perlu dipertahankan maupun dihapus, input gate yang mengatur pemilihan informasi baru yang relevan untuk disimpan ke dalam cell state pada waktu saat ini, serta output gate yang menentukan nilai keluaran yang dihasilkan berdasarkan cell state yang telah diperbarui. Arsitektur LSTM yang canggih ini telah terbukti efektif dalam memodelkan sistem nonlinier dan pola jangka panjang, menjadikannya metode yang kuat untuk prediksi cuaca.

2.3. Gated Recurrent Unit (GRU)

Gated Recurrent Unit (GRU) merupakan varian deep learning dari RNN yang juga dirancang untuk mengatasi masalah vanishing gradient serta menangani dependensi temporal jangka panjang [1], [8]. Perbedaan utama GRU dari LSTM terletak pada arsitekturnya yang lebih sederhana dan ringkas.

GRU menyederhanakan mekanisme pengaturan aliran informasi dengan hanya menggunakan dua gerbang utama, yaitu: Update gate, yang menggabungkan fungsi forget gate dan input gate pada LSTM untuk memutuskan informasi mana yang harus dipertahankan atau diperbarui, Reset gate, yang mengatur sejauh mana informasi historis sebelumnya perlu dilupakan. Dengan struktur yang lebih ringan dan jumlah parameter yang lebih sedikit dibandingkan LSTM, GRU sering memberikan efisiensi komputasi yang lebih tinggi serta waktu pelatihan yang lebih cepat, namun tetap mampu menghasilkan performa prediksi yang kompetitif [1], [13].

2.4. Metrik Evaluasi Kinerja Model

Untuk mengukur performa model prediksi kuantitatif (regresi) curah hujan, beberapa metrik kesalahan umum digunakan sebagai indikator akurasi model. Metrik-metrik ini memberikan gambaran mengenai seberapa dekat nilai prediksi terhadap nilai actual [2].

2.5. Mean Absolute Error (MAE)

MAE mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai actual. Karena menggunakan nilai absolut, MAE tidak mempertimbangkan arah kesalahan, tetapi lebih fokus pada besarnya. Semakin kecil nilai MAE yang diperoleh, semakin rendah tingkat kesalahan prediksi yang dihasilkan model, sehingga menunjukkan kinerja model yang lebih baik.. Rumus MAE dapat dilihat pada persamaan 1 berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (1)$$

2.6. Mean Squared Error (MSE)

MSE merupakan nilai rata-rata dari kuadrat selisih nilai prediksi dan nilai actual. Dengan melakukan pengkuadratan terhadap selisih tersebut, MSE memberikan penalti yang lebih besar pada kesalahan yang bersifat ekstrem.. Rumus MSE dapat dilihat pada persamaan 2 berikut:

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

2.4.1 Root Mean Squared Error (RMSE)

RMSE adalah akar kuadrat dari MSE dan menyajikan nilai kesalahan dalam satuan yang sama dengan variabel target, yaitu milimeter (mm) pada konteks prediksi curah hujan. Dengan demikian, RMSE lebih mudah diinterpretasikan secara praktis. Nilai RMSE yang kecil menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang tinggi. Rumus RMSE dapat dilihat pada persamaan 3 berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

2.7. Koefisien Determinasi (R²)

R² digunakan untuk menilai sejauh mana model regresi dapat menjelaskan variasi pada nilai actual. Nilai R² berada pada rentang 0 sampai 1, di mana nilai yang semakin mendekati 1 menunjukkan tingkat kecocokan model yang semakin baik, Rumus R² dapat dilihat pada persamaan 4 berikut:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

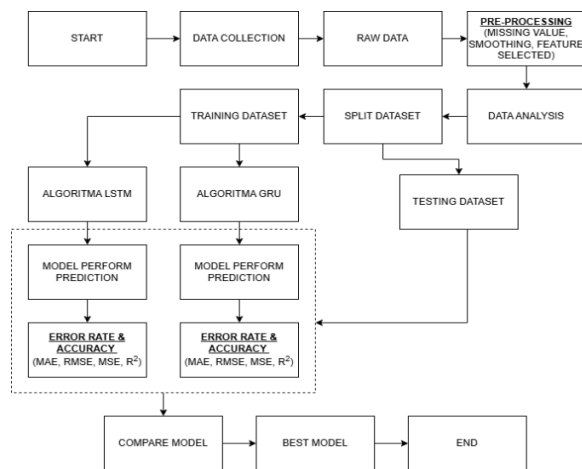
3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini memiliki tujuan untuk melakukan prediksi intensitas curah hujan Kota Semarang melalui perbandingan dua metode deep learning, yaitu Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU). Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis dan berurutan, dimulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan, pembagian dataset, pengembangan model, hingga evaluasi kinerja model.

Data penelitian diperoleh dari situs resmi Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) melalui layanan Data Online BMKG (dataonline.bmkg.go.id) untuk wilayah Semarang dengan rentang waktu Januari 2016 sampai dengan Desember 2025. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini meliputi tanggal pengamatan, kelembapan rata-rata (RH_AVG), lama penyinaran matahari (SS), serta curah hujan (RR). Data yang diperoleh masih berada dalam bentuk data mentah sehingga perlu dilakukan proses pengolahan lebih lanjut sebelum selanjutnya diterapkan pada tahap pemodelan.

Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk memastikan kualitas data agar layak digunakan sebagai input model. Proses ini mencakup pemeriksaan terhadap nilai yang hilang atau tidak lengkap, kemudian dilakukan pengisian nilai kosong menggunakan metode interpolasi [14]. Selanjutnya, data dilakukan proses smoothing menggunakan metode Simple Moving Average (SMA) dengan jendela terpusat untuk mengurangi fluktuasi ekstrem dan noise pada data. Setelah melalui tahap tersebut, untuk menjaga reproduktibilitas eksperimen, random seed sebesar 42 digunakan pada proses inialisasi parameter model dan komponen acak lainnya pada lingkungan pemrograman [15]. Pembagian dataset dilakukan tanpa pengacakan (`shuffle = false`) agar struktur kronologis data deret waktu tetap terjaga. Dataset yang telah bersih dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi masing-masing sebesar 80% dan 20%. Pembagian tersebut dilakukan agar model dapat dilatih menggunakan data historis dan diuji secara objektif pada data yang belum pernah digunakan sebelumnya, sehingga kemampuan generalisasi model dapat dievaluasi dengan baik. Alur kerja penelitian dirancang secara sistematis mulai dari

tahap pengumpulan data hingga evaluasi model, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur kerja penelitian

Tahap berikutnya adalah pembangunan model prediksi menggunakan dua algoritma deep learning, yaitu LSTM dan GRU. Kedua model dibangun menggunakan data latih, kemudian dilakukan proses pelatihan untuk mempelajari pola hubungan antar variabel terhadap curah hujan. Setelah proses pelatihan selesai, masing-masing model digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data uji.

Hasil prediksi dari kedua model kemudian dinormalisasi yang berarti hasil prediksi yang masih berada dalam skala normalisasi akan dikembalikan ke skala aslinya (milimeter) agar dapat diinterpretasikan secara akurat dan dihitung nilai kesalahannya [12], [16]. Setelah itu dilakukan evaluasi menggunakan beberapa metrik kesalahan, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), serta koefisien determinasi (R^2). Metrik tersebut digunakan untuk menilai tingkat kesalahan prediksi serta kemampuan model dalam menjelaskan variasi data curah hujan. Nilai R^2 yang semakin mendekati satu mengindikasikan bahwa kemampuan prediksi model semakin baik [2], [4], [7].

Tahapan terakhir dalam penelitian ini adalah membandingkan kinerja model LSTM dan GRU berdasarkan nilai metrik evaluasi yang diperoleh. Model dengan nilai kesalahan terkecil dan nilai R^2 tertinggi ditetapkan sebagai model yang paling optimal dalam memprediksi intensitas curah hujan di Kota Semarang.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis deep learning dengan menerapkan dua arsitektur jaringan saraf, yaitu Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU), untuk melakukan prediksi curah hujan harian di Kota Semarang. Data yang digunakan bersumber dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Kota Semarang, mencakup 3.652 data harian dari Januari 2016 hingga Desember 2025. Dataset

terdiri dari beberapa variabel meteorologis, antara lain Relative Humidity Average (RH_AVG), Sunshine Duration (SS), dan nilai curah hujan yang telah diproses menjadi RR_smooth (curah hujan hasil smoothing). Tujuan penelitian ini adalah untuk menilai dan membandingkan kinerja kedua model dalam mempelajari pola deret waktu serta menghasilkan prediksi curah hujan yang akurat.

4.1. Praproses Data

Praproses data dilakukan untuk memastikan setiap variabel berada dalam kondisi yang konsisten dan layak digunakan sebagai input model. Langkah awal adalah membersihkan nilai tidak valid pada dataset. Pada data BMKG terdapat kode khusus seperti 8888 yang menunjukkan data tidak terukur dan 9999 menandakan tidak adanya pengukuran. Nilai tersebut, termasuk nilai NaN, dihapus atau diganti agar tidak mengganggu pola deret waktu yang akan dipelajari model.

Untuk menjaga kesinambungan data, nilai hilang (NaN) diproses menggunakan interpolasi, sehingga urutan waktu tidak terputus dan tetap membentuk rangkaian yang kontinu. Selanjutnya, variabel curah hujan (RR) diperhalus menggunakan Simple Moving Average dengan jendela tiga hari, sehingga menghasilkan variabel baru RR_smooth. Perataan ini membantu mengurangi lonjakan ekstrem harian yang sering muncul pada curah hujan, sehingga model lebih mudah mengenali pola utamanya.

Untuk memastikan hasil pelatihan dapat direplikasi, seluruh komponen acak pada lingkungan pemrograman disetarakan dengan random seed bernilai 42. Pengontrolan seed ini menjaga konsistensi proses pelatihan meskipun eksperimen dijalankan ulang pada waktu berbeda.

Tahap selanjutnya adalah melakukan normalisasi nilai seluruh fitur menggunakan metode MinMaxScaler dengan rentang [0, 1]. Normalisasi diperlukan agar setiap fitur berada pada skala yang seragam, sehingga proses pembelajaran menjadi lebih stabil dan cepat konvergen.

Setelah data berada pada skala yang sesuai, dilakukan proses windowing untuk membentuk data sekuensial yang dibutuhkan oleh model LSTM dan GRU. Penelitian ini menguji empat ukuran jendela waktu, yaitu 7, 14, 30, dan 60 hari. Variasi panjang window tersebut bertujuan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh panjang memori historis terhadap performa prediksi.

Tahap terakhir adalah pembagian dataset menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Pembagian dilakukan tanpa pengacakan (shuffle = false) agar struktur kronologis tetap terjaga. Hal ini penting untuk mempertahankan urutan temporal data yang menjadi karakteristik utama dalam analisis deret waktu. Pembagian tersebut memastikan bahwa model dilatih menggunakan data historis dan dievaluasi pada data yang secara kronologis belum pernah digunakan sebelumnya.

4.2. Arsitektur Model

Penelitian ini mengembangkan dua arsitektur model untuk keperluan prediksi deret waktu, yaitu model berbasis Long Short-Term Memory (LSTM) dan model berbasis Gated Recurrent Unit (GRU). Kedua model dirancang untuk menghasilkan prediksi curah hujan sebagai keluaran tunggal (regresi), namun memiliki perbedaan dalam mekanisme pengelolaan memori.

Model LSTM dibangun menggunakan dua lapisan LSTM bertingkat. Lapisan pertama terdiri dari 64 unit yang berfungsi menangkap pola dependensi jangka panjang pada data meteorologis. Untuk mengurangi risiko overfitting, lapisan ini dilengkapi dengan dropout sebesar 0,2. Lapisan kedua terdiri dari 32 unit LSTM dengan dropout 0,2, yang membantu memperkuat pemahaman model terhadap struktur temporal data. Setelah kedua lapisan berurutan tersebut, ditambahkan lapisan dense dengan 16 neuron dan fungsi aktivasi ReLU untuk memperkenalkan kemampuan representasi non-linear. Pada bagian akhir, digunakan lapisan keluaran (output layer) yang terdiri dari satu neuron dengan fungsi aktivasi linear untuk menghasilkan nilai curah hujan dalam bentuk kontinu.

Model GRU dibangun dengan struktur yang serupa, namun mengganti lapisan LSTM dengan lapisan GRU. Dibandingkan LSTM, GRU memiliki jumlah parameter lebih sedikit karena menyederhanakan mekanisme gerbang memori, sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien secara komputasi. Meskipun lebih sederhana, GRU tetap mampu mempelajari pola temporal yang kompleks, yang menjadikannya kompetitif untuk prediksi deret waktu.

Kedua arsitektur dikompilasi dengan menggunakan optimizer Adam karena kemampuannya dalam menyesuaikan laju pembelajaran secara adaptif pada setiap parameter. Fungsi kehilangan yang diterapkan adalah Mean Squared Error (MSE), yang sesuai untuk permasalahan regresi serta memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan prediksi dengan skala besar.

4.3. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk membandingkan kinerja LSTM dan GRU dalam melakukan prediksi curah hujan berdasarkan berbagai ukuran window yang diuji. Setiap model dilatih menggunakan parameter yang sama, yaitu 100 epoch dan batch size 32, sehingga perbandingan performa dapat dilakukan secara adil (fair comparison). Metrik evaluasi yang digunakan meliputi MAE, MSE, RMSE, dan R^2 , yang menggambarkan tingkat kesalahan prediksi serta kemampuan model dalam menjelaskan variasi data.

Untuk memberikan gambaran menyeluruh, seluruh hasil pengujian disajikan dalam tabel performa model. Namun, untuk menentukan model mana yang memberikan hasil terbaik, penelitian ini juga

membandingkan nilai performa tertinggi (nilai MAE terendah, MSE terendah, RMSE terendah, dan R^2 tertinggi) dari masing-masing model pada seluruh konfigurasi window yang diuji.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Gated Recurrent Unit (GRU) memberikan kinerja paling optimal dibandingkan model lainnya, dengan performa terbaik dicapai pada penggunaan window sepanjang 30 hari. Pada konfigurasi tersebut, GRU menghasilkan nilai MAE sebesar 3,230, MSE sebesar 31,978, RMSE sebesar 5,655, serta koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,735. Capaian ini menunjukkan bahwa GRU mampu memodelkan hubungan temporal curah hujan secara lebih efektif ketika menggunakan rentang memori historis sekitar satu bulan. Efektivitas tersebut diduga berkaitan dengan struktur GRU yang lebih ringkas dan memiliki jumlah parameter lebih sedikit, sehingga model dapat mempelajari pola deret waktu yang bersifat fluktuatif tanpa menghadapi kompleksitas berlebih, yang pada akhirnya menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat.

Sementara itu, model Long Short-Term Memory (LSTM) juga memperlihatkan performa yang cukup kompetitif, dengan hasil terbaik diperoleh pada window 14 hari. Pada konfigurasi ini, LSTM mencatat nilai MAE sebesar 3,136, MSE sebesar 32,923, RMSE sebesar 5,738, dan R^2 sebesar 0,726. Walaupun nilai MAE yang dihasilkan LSTM sedikit lebih rendah dibandingkan GRU, kinerjanya masih relatif lebih rendah pada metrik MSE dan RMSE. Hal ini mengindikasikan bahwa LSTM cenderung menghasilkan kesalahan prediksi yang lebih besar pada beberapa kondisi ekstrem, yang kemungkinan dipengaruhi oleh kompleksitas arsitektur jaringan serta sensitivitas model terhadap panjang sekuens input yang digunakan.

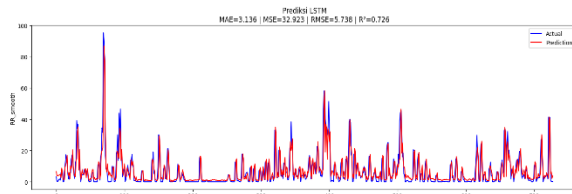
Secara umum, dengan menerapkan konfigurasi pelatihan yang identik, hasil evaluasi mengonfirmasi bahwa model GRU memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan LSTM dalam melakukan prediksi curah hujan harian pada dataset penelitian ini. Temuan tersebut mengisyaratkan bahwa GRU lebih konsisten dalam merepresentasikan dinamika temporal curah hujan di Kota Semarang, khususnya pada penggunaan ukuran window yang optimal. Rincian hasil evaluasi untuk setiap konfigurasi window pada model LSTM disajikan pada Tabel 1, sedangkan performa model GRU ditampilkan pada Tabel 2. Adapun perbandingan visual antara nilai aktual dan hasil prediksi dari kedua model terbaik ditunjukkan pada Gambar 2.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model LSTM pada Berbagai Ukuran Window

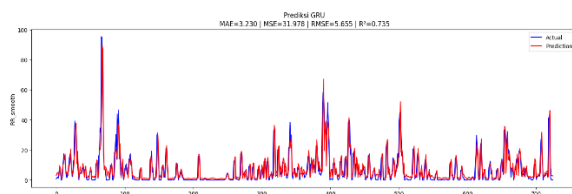
Window	MAE	MSE	RMSE	R^2
7	3.445	34.598	5.882	0.712
14	3.136	32.923	5.738	0.726
30	3.183	33.958	5.827	0.719
60	3.487	33.600	5.797	0.723

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model GRU pada Berbagai Ukuran Window

Window	MAE	MSE	RMSE	R ²
7	3.658	33.827	5.816	0.718
14	3.166	34.012	5.832	0.717
30	3.230	31.978	5.655	0.735
60	3.450	32.452	5.697	0.733



(a)



(b)

Gambar 2. Perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi (a) pemodelan menggunakan lstm, dan (b) pemodelan menggunakan gru

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa model GRU memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan LSTM dalam melakukan prediksi curah hujan harian di Kota Semarang. Keunggulan ini terlihat dari nilai kesalahan prediksi berbasis penalti error besar, di mana GRU memperoleh nilai RMSE sebesar 5,655, lebih rendah dibandingkan LSTM dengan RMSE 5,738, serta nilai MSE yang lebih kecil, yaitu 31,978 pada GRU dan 32,923 pada LSTM. Meskipun nilai MAE pada LSTM (3,136) sedikit lebih rendah dibandingkan GRU (3,230), secara keseluruhan GRU menunjukkan kinerja yang lebih stabil berdasarkan kombinasi metrik evaluasi, khususnya RMSE dan koefisien determinasi (R^2). Nilai R^2 GRU sebesar 0,735 yang lebih tinggi dibandingkan LSTM sebesar 0,726 menunjukkan bahwa GRU lebih baik dalam menjelaskan variabilitas data curah hujan. Perbedaan performa tersebut mengindikasikan bahwa GRU mampu menangkap pola temporal curah hujan dengan lebih konsisten dibandingkan LSTM pada dataset penelitian ini, terutama pada konfigurasi window terbaik yang digunakan. Oleh karena itu, model GRU dapat direkomendasikan sebagai model prediksi curah hujan harian di Kota Semarang untuk mendukung mitigasi bencana hidrometeorologi, perencanaan sektor pertanian, serta pengelolaan sumber daya air yang lebih adaptif terhadap variabilitas iklim.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. D. N. Cahyo dan A. Sunyoto, "Analisis perbandingan klasifikasi dalam data mining pada prediksi hujan dengan menggunakan algoritma LSTM dan GRU," *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 11, no. 1, hal. 40–49, Jun. 2025, doi: 10.34128/jsi.v11i1.1212.
- [2] D. Supriatna, S. Anggai, dan Tukiya, "Analisis prediksi curah hujan di Kota Tangerang menggunakan metode LSTM dan GRU," *Jurnal Pustaka AI (Pusat Akses Kajian Teknologi Artificial Intelligence)*, vol. 5, no. 2, hal. 119–131, 2025, doi: 10.55382/jurnalpustakaai.v5i2.1068.
- [3] R. R. Aryasatya dan T. Yuningsih, "Mitigasi bencana banjir di Kota Semarang yang berfokus pada pra bencana," Departemen Administrasi Publik, Fakultas Ilmu Sosial dan Ilmu Politik, Universitas Diponegoro, Semarang, Indonesia.
- [4] R. S. Prihatin dan E. Zuliarso, "Prediksi curah hujan menggunakan metode SARIMAX dan LSTM di Kota Semarang," *Jurnal Inovtek Polbeng - Seri Informatika*, vol. 10, no. 3, hal. 1391–1401, Nov. 2025.
- [5] H. Setiyono, A. N. Bambang, M. Helmi, dan M. Yusuf, "Effect rainfall season on coastal flood in Semarang City, Central Java, Indonesia," *International Journal of Health Sciences*, vol. 6, no. S1, hal. 7584–7595, 2022, doi: 10.53730/ijhs.v6nS1.6618.
- [6] A. Wijayanto, A. Sugiharto, dan R. Santoso, "Identifikasi dini curah hujan berpotensi banjir menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dan Isolation Forest studi kasus wilayah Semarang," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, vol. 11, no. 3, hal. 637–646, Jun. 2024, doi: 10.25126/jtiik.2024118718.
- [7] I. W. A. Suranata, "Pengembangan model prediksi curah hujan di Kota Denpasar menggunakan metode LSTM dan GRU," *Jurnal Sistem dan Informatika (JSI)*, vol. 18, no. 1, hal. 64–73, Nov. 2023.
- [8] M. D. A. Carnegie dan Chairani, "Perbandingan Long Short Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) untuk memprediksi curah hujan," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 3, hal. 1022–1032, Jul. 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6213.
- [9] D. S. Putri, W. S. J. Saputra, dan K. M. Hindrayani, "Perbandingan arsitektur vanilla, stacked, dan bidirectional Long Short-Term Memory untuk prediksi periode musim di Surabaya," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 9, no. 3, hal. 4764–4770, Jun. 2025.
- [10] N. Nuraini dan N. I. Fitri, "Analisis sifat hujan dan rata-rata temperatur udara bulanan Stasiun Meteorologi Maritim Tanjung Mas periode 2015–2019 terhadap data normal selama 30 tahun,"

- Program Studi Meteorologi, Sekolah Tinggi Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, Indonesia.
- [11] I. Wijaya, H. Herlawati, dan R. Sari, "Prediksi curah hujan di Kabupaten Bogor menggunakan Long Short-Term Memory dan Gemma 2," *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 9, no. 1, hal. 147–157, Mei 2025, doi: 10.31603/komtika.v9i1.13639.
- [12] S. Wijaya, T. B. Kurniawan, E. S. Negara, dan Y. N. Kunang, "Rainfall prediction in Palembang City using the GRU and LSTM methods," *Journal of Data Science*, vol. 2023, no. 04, 2023.
- [13] A. Mustofa dan H. Setiawan, "Perbandingan metode deep learning dengan model LSTM dan GRU untuk prediksi perubahan iklim," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 5, no. 4, hal. 868–882, Agt. 2024, doi: 10.47065/josyc.v5i4.5671.
- [14] M. Riko Anshori Prasetya, A. Mudi Priyatno, and Nurhaeni, "Penanganan Imputasi Missing Values pada Data Time Series dengan Menggunakan Metode Data Mining," *Jurnal Informasi dan Teknologi*, vol. 5, no. 2, pp. 56–62, Jun. 2023, doi: <https://doi.org/10.37034/jidt.v5i1.324>.
- [15] K. Belarbi and A. Belmadani, "Deep convolutional neural networks for lesion detection in digital mammograms," *Journal of Information Systems Engineering and Management*, vol. 10, no. 58s, pp. 30–39, Feb. 2025.
- [16] R. F. Firdaus dan I. V. Paputungan, "Prediksi curah hujan di Kota Bandung menggunakan metode Long Short Term Memory," *Jurnal Penelitian Inovatif (JUPIN)*, vol. 2, no. 3, hal. 453–460, Des. 2022, doi: 10.54082/jupin.99.