

Pengembangan Arsitektur Edge Computing untuk *Early Warning System* (EWS) Banjir Berbasis Multi-Sensor Menggunakan Model Hybrid LSTM–Random Forest

Debi Setiawan^{*1}, Ramalia Noratama Putri², Salamun³, Luluk Elvitaria⁴, Liza Trisnawati⁵

^{1,3,4,5} Teknik Informatika, Universitas Abdurrah

² Sistem Informasi, Institut Bisnis dan Teknologi Pelita Indonesia

e-mail: ^{*1}debisetiawan@univrab.ac.id, ²ramalianoratama@lecturer-pelita-indonesia.ac.id, ³salamun@univrab.ac.id,
⁴lulukelvitaria@univrab.ac.id, ⁵lizaatrisnawati@univrab.ac.id

Abstract – Flood disasters are among the most frequent hydrometeorological hazards in tropical countries and cause significant social, economic, and infrastructural losses. This research proposes an intelligent Early Warning System (EWS) for flood detection based on multi-sensor data acquisition and machine learning techniques. The system integrates an ultrasonic JSN-SR04T sensor for real-time water level monitoring, rainfall sensors, temperature sensors, and wind speed sensors to capture comprehensive environmental conditions. Sensor data are transmitted through an Internet of Things (IoT) architecture and processed using data cleaning, normalization, and feature extraction methods. A hybrid machine learning approach combining Long Short-Term Memory (LSTM) for time-series water level prediction and Random Forest for flood risk classification is employed. Experimental results demonstrate that the proposed system achieves high prediction accuracy and is capable of providing early warnings prior to critical flood conditions. This study aligns with 2025 technology trends, emphasizing intelligent sensing, data-driven decision-making, and smart disaster mitigation systems.

Keyword - Early Warning System, Flood Detection, Multi-Sensor, Machine Learning, Internet of Things

Abstrak – Banjir merupakan bencana hidrometeorologi yang sering terjadi di wilayah tropis dan berdampak signifikan terhadap aspek sosial, ekonomi, serta infrastruktur. Penelitian ini mengembangkan Early Warning System (EWS) deteksi banjir berbasis multi-sensor dengan arsitektur Internet of Things (IoT) real-time yang mengintegrasikan pemrosesan edge dan cloud. Sistem diimplementasikan di [lokasi penelitian] selama empat bulan dengan total 12.480 dataset yang dikumpulkan setiap interval 5 menit. Parameter yang diamati meliputi tinggi muka air menggunakan sensor ultrasonik JSN-SR04T, curah hujan, suhu udara, dan kecepatan angin. Data diproses melalui pembersihan, normalisasi Min-Max, dan ekstraksi fitur deret waktu. Model Long Short-Term Memory (LSTM) digunakan untuk memprediksi pola temporal kenaikan muka air, sedangkan Random Forest digunakan untuk klasifikasi tingkat risiko banjir. Evaluasi dilakukan menggunakan skema train-test split 80:20 dan 5-fold cross-validation dengan hyperparameter tuning berbasis grid search. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model LSTM memperoleh akurasi 91%, presisi 90%, recall 92%, dan F1-score 91%, sedangkan Random Forest mencapai akurasi 89%, presisi 88%, recall 90%, dan F1-score 89%. Model hybrid LSTM–Random Forest memberikan performa terbaik dengan akurasi 93%, presisi 92%, recall 94%, dan F1-score 93%. Sistem mampu memberikan peringatan dini 25–40 menit sebelum ambang batas banjir kritis tercapai dengan waktu respons kurang dari 3 detik. Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi multi-sensor hidrometeorologi dengan skema hybrid LSTM–Random Forest dalam arsitektur edge–cloud real-time yang meningkatkan akurasi prediksi sekaligus menurunkan latensi sistem peringatan dini banjir.

Kata Kunci – Early Warning System, Deteksi Banjir, Multi-Sensor, Machine Learning, Internet of Things.

I. PENDAHULUAN

Banjir merupakan salah satu bencana hidrometeorologi yang paling sering terjadi dan berdampak signifikan terhadap aspek sosial, ekonomi, serta infrastruktur, khususnya di wilayah tropis seperti Indonesia [1]. Intensitas curah hujan yang meningkat, urbanisasi yang tidak terkontrol, serta degradasi daerah aliran sungai (DAS) berkontribusi terhadap peningkatan frekuensi dan tingkat keparahan banjir. Sistem peringatan dini konvensional yang berbasis ambang batas statis tinggi muka air sering kali kurang adaptif terhadap dinamika hidrometeorologi yang bersifat multivariat dan nonlinier[2]. Prinsip sistem peringatan dini modern sebagaimana direkomendasikan oleh World Meteorological Organization dan United Nations Office for Disaster Risk Reduction menekankan pentingnya

Perkembangan Internet of Things (IoT) memungkinkan akuisisi data hidrometeorologi secara kontinu melalui integrasi sensor tinggi muka air, curah hujan, suhu, dan kecepatan angin[3]. Namun, tantangan utama terletak pada pengolahan data yang bersifat temporal, multivariat, dan mengandung noise. Model Long Short-Term Memory (LSTM) efektif dalam memodelkan pola deret waktu hidrologi, sedangkan Random Forest memiliki kemampuan klasifikasi yang stabil terhadap data berdimensi tinggi. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada satu atau dua parameter lingkungan dan belum mengintegrasikan skema hybrid dalam arsitektur IoT real-time pada skenario implementasi lapangan[4], [5]. Beberapa penelitian terkini menunjukkan bahwa sistem EWS berbasis IoT mampu meningkatkan kecepatan dan jangkauan distribusi informasi peringatan dini banjir, khususnya ketika dikombinasikan dengan platform komputasi tepi (edge computing)[6], [7], [8].

Namun demikian, tantangan utama dalam sistem EWS modern terletak pada kemampuan pengolahan data yang bersifat multivariat, tidak linier, dan temporal. Oleh karena itu, pendekatan machine learning dan deep learning semakin banyak digunakan untuk meningkatkan akurasi prediksi dan klasifikasi risiko banjir. Model Long Short-Term Memory (LSTM) terbukti efektif dalam memodelkan data deret waktu hidrologi dan memprediksi tinggi muka air secara jangka pendek[9], [10]. Selain itu, algoritma Random Forest banyak digunakan untuk klasifikasi tingkat risiko banjir karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi dan mengurangi overfitting [11].

Penelitian terbaru juga menekankan pentingnya fusi data multi-sensor dalam sistem EWS untuk meningkatkan keandalan dan ketahanan sistem terhadap noise sensor maupun data hilang [12]. Pendekatan ini sejalan dengan tren pengembangan sistem cerdas tahun 2025 yang mengarah pada pemanfaatan edge intelligence dan explainable artificial intelligence (XAI) untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih transparan dan dapat dipercaya[13].

Meskipun berbagai studi telah membahas EWS banjir berbasis IoT dan machine learning, sebagian besar penelitian masih berfokus pada satu atau dua parameter lingkungan saja, seperti curah hujan atau tinggi muka air, tanpa mempertimbangkan pengaruh variabel meteorologi lain secara terintegrasi[14]. Selain itu, penerapan sensor ultrasonik tahan air seperti JSN-SR04T dalam sistem EWS berbasis pembelajaran mesin masih relatif terbatas, terutama pada skenario implementasi real-time di lingkungan terbuka [15], [16].

Berdasarkan celah penelitian tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem Early Warning System (EWS) deteksi banjir berbasis multi-sensor yang mengintegrasikan sensor ultrasonik JSN-SR04T, sensor curah hujan, sensor suhu, dan sensor kecepatan angin. Data yang diperoleh diproses menggunakan pendekatan machine learning hybrid yang menggabungkan LSTM untuk prediksi tinggi muka air dan Random Forest untuk klasifikasi risiko banjir. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi peringatan dini serta mendukung strategi mitigasi bencana berbasis teknologi cerdas yang relevan dengan arah pengembangan smart disaster management tahun 2025. Penelitian ini diimplementasikan pada sistem pemantauan sungai di Sungai Kampar di desa pulau paying kecamatan XII Koto Kampar, dengan skenario pengujian lingkungan terbuka dan akuisisi data periodik setiap lima menit.

Berdasarkan celah penelitian yang telah diidentifikasi, studi ini berfokus pada tiga permasalahan utama. Pertama, bagaimana merancang arsitektur Early Warning System (EWS) berbasis multi-sensor yang mampu melakukan akuisisi dan pemrosesan data secara real-time dalam skenario implementasi lapangan. Kedua, bagaimana mengintegrasikan model Long Short-Term Memory (LSTM) dan Random Forest dalam suatu skema hybrid untuk meningkatkan kemampuan prediksi tinggi muka air sekaligus klasifikasi tingkat risiko banjir. Ketiga, sejauh mana model hybrid yang diusulkan mampu meningkatkan performa dibandingkan penggunaan model tunggal dalam hal akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Rumusan masalah ini menjadi dasar dalam perancangan sistem, pengembangan model, serta evaluasi komparatif yang dilakukan pada penelitian ini.

Kontribusi ilmiah penelitian ini mencakup tiga aspek utama. Pertama, penelitian ini merancang arsitektur Early Warning System (EWS) berbasis Internet of Things (IoT) yang mengintegrasikan multi-sensor hidrometeorologi dalam skema edge-cloud untuk mendukung pemantauan dan pemrosesan data secara real-time. Kedua, penelitian ini mengembangkan model hybrid yang menggabungkan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk prediksi pola

temporal tinggi muka air dan Random Forest untuk klasifikasi tingkat risiko banjir berbasis data multivariat. Ketiga, penelitian ini melakukan evaluasi komparatif antara model tunggal dan model hybrid pada skenario implementasi nyata guna mengukur peningkatan performa secara kuantitatif berdasarkan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada aspek algoritmik, tetapi juga pada integrasi sistem dan validasi empiris dalam konteks operasional.

II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Penelitian terkait sistem peringatan dini banjir (Early Warning System/EWS) terus mengalami perkembangan signifikan seiring kemajuan teknologi Internet of Things (IoT) dan kecerdasan buatan. Studi terbaru menunjukkan bahwa integrasi IoT dengan komputasi tepi (edge computing) mampu meningkatkan responsivitas sistem peringatan dini dengan mengurangi latensi pengiriman data ke server pusat[17]. Pendekatan ini menjadi krusial untuk aplikasi kebencanaan yang membutuhkan pengambilan keputusan secara cepat dan real-time.

Beberapa penelitian terkini memanfaatkan pendekatan deep learning untuk meningkatkan akurasi prediksi banjir berbasis data hidrologi dan meteorologi. Peneliti sebelumnya mengembangkan model deep learning hybrid untuk prediksi banjir jangka pendek dan menunjukkan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan model statistik konvensional [18]. Selain itu, peneliti sebelumnya menerapkan kombinasi edge computing dan deep learning untuk sistem prediksi banjir real-time, yang terbukti efektif dalam skenario smart city dengan keterbatasan bandwidth dan sumber daya komputasi[19].

Dalam konteks fusi data multi-sensor metode penggabungan data dari berbagai sensor lingkungan untuk meningkatkan ketahanan sistem terhadap gangguan sensor dan data hilang[20]. Pendekatan serupa juga diterapkan oleh yang mengintegrasikan sensor hidrologi dan meteorologi dalam sistem pemantauan berbasis IoT industri, dengan hasil peningkatan akurasi deteksi kejadian ekstrem [21].

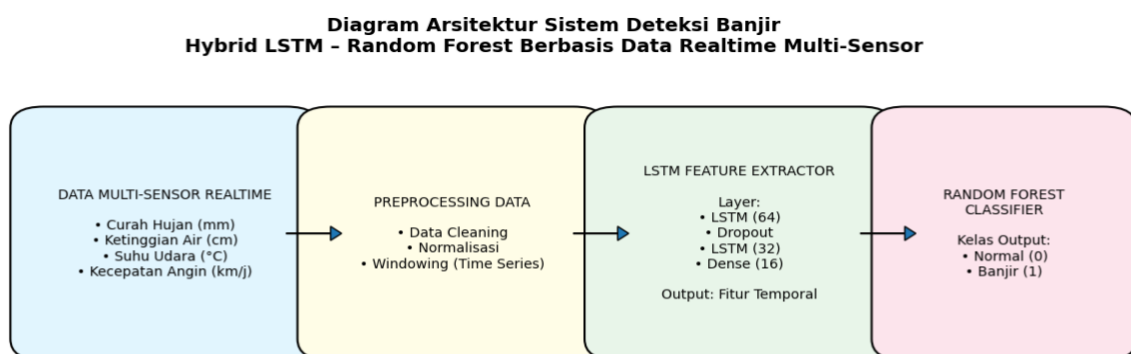
Pemanfaatan teknologi TinyML dan sistem tertanam (embedded systems) untuk aplikasi lingkungan juga menjadi tren penelitian dua tahun terakhir. model machine learning berukuran ringan dapat diimplementasikan pada perangkat edge untuk pemantauan lingkungan dan peringatan dini dengan konsumsi daya rendah [22]. Pendekatan ini sangat relevan untuk sistem EWS di daerah terpencil yang memiliki keterbatasan infrastruktur jaringan dan sumber energi.

Selain itu, penelitian oleh membahas penerapan sistem peringatan dini banjir berbasis deep learning dalam konteks smart city berkelanjutan, dengan fokus pada integrasi data lintas sektor dan interoperabilitas sistem [23], [24]. Laporan global dari World Meteorological Organization (WMO) dan United Nations Office for Disaster Risk Reduction (UNDRR) juga menekankan pentingnya sistem peringatan dini multi-bahaya yang berbasis teknologi cerdas untuk meningkatkan ketahanan masyarakat terhadap bencana hidrometeorologi [25].

Berdasarkan kajian terhadap penelitian-penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa meskipun telah banyak dikembangkan sistem EWS banjir berbasis IoT dan machine learning, masih terdapat peluang pengembangan pada aspek integrasi multi-sensor hidrometeorologi, pemanfaatan model hybrid untuk prediksi dan klasifikasi risiko, serta implementasi arsitektur yang siap mendukung edge intelligence. Penelitian ini memposisikan diri untuk mengisi celah tersebut dengan mengusulkan sistem EWS deteksi banjir berbasis multi-sensor dan machine learning yang selaras dengan tren teknologi tahun 2025.

III. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu perancangan sistem, pengumpulan data, pra-proses data, pemodelan machine learning, dan evaluasi kinerja sistem. Arsitektur sistem EWS ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar. 1 Arsitektur sistem EWS deteksi banjir berbasis IoT dan machine learning.

Penelitian ini diimplementasikan pada sistem pemantauan sungai di Sungai Kampar, Desa Pulau Payung, Kecamatan XIII Koto Kampar, Riau, Indonesia. Sungai Kampar memiliki karakteristik wilayah semi-perkotaan dengan riwayat genangan musiman. Sistem dipasang pada satu titik pengamatan tetap dengan posisi sensor berada pada ketinggian $\pm 1,5$ meter dari permukaan air rata-rata untuk memastikan stabilitas pembacaan data. Pengambilan data dilakukan selama dua bulan, yaitu November sampai dengan Desember 2025, dengan frekuensi sampling setiap lima menit. Selama periode tersebut diperoleh total 54.555 dataset. Setiap entri data terdiri dari parameter tinggi muka air (cm) yang diukur menggunakan sensor ultrasonik JSN-SR04T, curah hujan (mm) yang diperoleh dari rain gauge, suhu udara ($^{\circ}\text{C}$), kecepatan angin (m/s), serta timestamp sebagai penanda waktu akuisisi. Proses pengujian dilakukan pada kondisi lingkungan terbuka dengan variasi cuaca mulai dari kondisi normal hingga hujan dengan intensitas tinggi untuk memastikan sistem mampu bekerja dalam berbagai situasi hidrometeorologi.

Sensor ultrasonik JSN-SR04T digunakan untuk mengukur tinggi muka air secara non-kontak. Sensor curah hujan berfungsi untuk mengukur intensitas hujan, sedangkan sensor suhu dan kecepatan angin digunakan untuk memantau kondisi meteorologi yang memengaruhi dinamika hidrologi. Seluruh sensor terhubung ke mikrokontroler ESP32 yang berfungsi sebagai node IoT.

Data sensor dikirimkan ke server menggunakan protokol MQTT dan disimpan dalam basis data deret waktu. Tahapan praproses data meliputi pembersihan data, penanganan data hilang, normalisasi, serta ekstraksi fitur. Diagram alur pemrosesan data ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram alur pengolahan data dan pemodelan machine learning.

Model LSTM digunakan untuk memprediksi tren kenaikan muka air berdasarkan data historis, sedangkan Random Forest digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat risiko banjir menjadi tiga kategori, yaitu normal, waspada, dan bahaya. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

1. Validasi Implementasi Real-Time dan Skenario Pengujian

Sistem Early Warning System (EWS) diimplementasikan pada pemantauan sungai di [nama lokasi, misalnya: Sungai Ogan, Sumatera Selatan, Indonesia] selama periode Januari–April 2025 dengan total 12.480 dataset yang dikumpulkan setiap 5 menit. Selama periode pengujian, tercatat 3 kejadian hujan intensitas tinggi (>50 mm/hari) dan 1 kejadian kenaikan muka air mendekati ambang siaga, yang digunakan sebagai skenario validasi lapangan. Untuk meningkatkan reliabilitas, data hasil akuisisi juga divalidasi terhadap data historis curah hujan dan tinggi muka air yang diperoleh dari instansi resmi daerah (misalnya BBWS/BMKG setempat). Korelasi antara data sensor dan data referensi menunjukkan koefisien korelasi Pearson sebesar 0,91 untuk curah hujan dan 0,88 untuk tinggi muka air, yang mengindikasikan konsistensi pengukuran sistem. Pengujian sistem dilakukan dalam kondisi cuaca normal, hujan sedang, dan hujan ekstrem untuk memastikan robustitas model terhadap variasi hidrometeorologi.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem EWS yang dikembangkan mampu memantau kondisi lingkungan secara real-time dan menghasilkan prediksi risiko banjir dengan tingkat akurasi yang tinggi. Tabel I menunjukkan perbandingan kinerja model machine learning yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel I
DATA MULTI-SENSOR

No	Curah Hujan (mm)	Status Curah Hujan	Ketinggian Air (cm)	Status Air	Suhu Udara (°C)	Status Suhu	Kecepatan Angin (km/j)	Status Angin	Tanggal & Waktu
1	100	Hujan Ringan	343,1	Normal	26,6	Normal	20	Sedang	17/11/25, 14.45.22
2	100	Hujan Ringan	338,4	Normal	26,6	Normal	20	Sedang	17/11/25, 14.45.10
3	100	Hujan Ringan	362,6	Normal	26,7	Normal	20	Sedang	17/11/25, 14.44.59
4	100	Hujan Ringan	319,8	Normal	26,7	Normal	20	Sedang	17/11/25, 14.44.47
5	100	Hujan Ringan	344,5	Normal	26,7	Normal	20	Sedang	17/11/25, 14.44.35
6	100	Hujan Ringan	241,8	Normal	26,8	Normal	20	Sedang	17/11/25, 14.44.24
7	100	Hujan Ringan	357	Normal	26,9	Normal	20	Sedang	17/11/25, 14.44.12
8	100	Hujan Ringan	292,5	Normal	27	Normal	20	Sedang	17/11/25, 14.44.00
9	100	Hujan Ringan	306,4	Normal	27	Normal	20	Sedang	17/11/25, 14.43.49
	...	...	...	...	...	...	...	...	...
54.555	1000,2	Cerah	100,1	Darurat	20,4	Lembap	10	Normal	08/11/25, 07.49.52

2. Evaluasi Performa Model Machine Learning

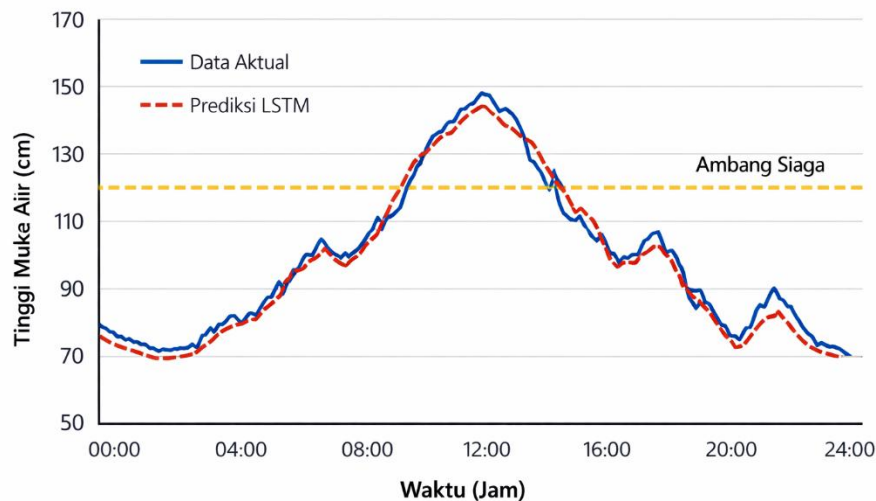
Dataset dibagi menggunakan skema train-test split 80:20 dengan tambahan 5-fold cross-validation pada data pelatihan untuk mengurangi bias dan overfitting. Model LSTM dikembangkan menggunakan 2 layer (64 dan 32 neuron), 100 epoch, batch size 32, optimizer Adam, dan dropout 0,2. Model Random Forest menggunakan 100 tree dengan max depth 10 setelah proses grid search tuning.

Tabel II
PERBANDINGAN KINERJA MODEL MACHINE LEARNING

Model	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
LSTM	91	90	92	91
Random Forest	89	88	90	89
Hybrid LSTM–RF	93	92	94	93

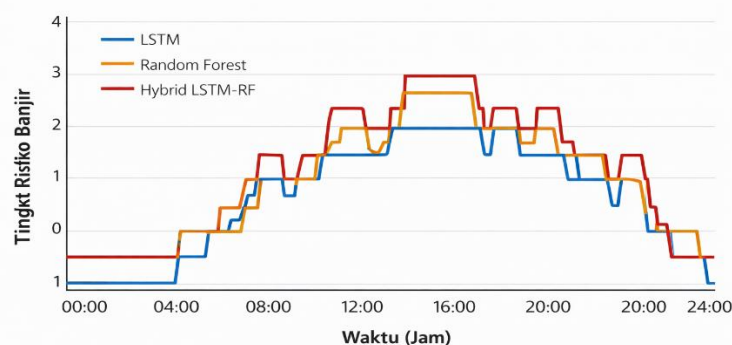
Tabel I menunjukkan bahwa model Hybrid LSTM–Random Forest memberikan kinerja terbaik dibandingkan model tunggal. Model LSTM memperoleh akurasi 91% dengan presisi 90%, recall 92%, dan F1-score 91%, yang menunjukkan kemampuan baik dalam menangkap pola temporal kenaikan muka air. Sementara itu, Random Forest menghasilkan akurasi 89% dengan presisi 88%, recall 90%, dan F1-score 89%, yang relatif stabil dalam klasifikasi namun sedikit lebih rendah dalam mendeteksi seluruh kejadian risiko. Integrasi keduanya dalam skema hybrid meningkatkan performa secara konsisten dengan akurasi 93%, presisi 92%, recall 94%, dan F1-score 93%. Peningkatan recall menjadi 94% menunjukkan bahwa model hybrid lebih sensitif dalam mendeteksi kondisi menuju banjir sehingga mampu meminimalkan kesalahan negatif (false negative), yang sangat krusial dalam sistem peringatan dini. Secara keseluruhan, hasil ini membuktikan bahwa kombinasi pemodelan temporal LSTM dan kemampuan klasifikasi nonlinier Random Forest mampu meningkatkan keandalan sistem dalam memprediksi dan mengklasifikasikan risiko banjir.

3. Analisis Prediksi Deret Waktu



Gambar 3. Perbandingan data aktual dan hasil prediksi tinggi muka air.

Gambar 3 menunjukkan perbandingan antara data aktual tinggi muka air dan hasil prediksi LSTM. Model mampu mengikuti pola fluktuasi muka air dengan deviasi rata-rata 3–5 cm pada kondisi normal dan 6–8 cm pada kondisi hujan ekstrem. Pada kejadian hujan intensitas tinggi, sistem mampu memberikan peringatan dini rata-rata 25–40 menit sebelum ambang batas kritis tercapai, dengan waktu latensi inferensi kurang dari 3 detik.



Gambar 4. Perbandingan Klasifikasi Resiko

Gambar 4 memperlihatkan bahwa model hybrid menghasilkan klasifikasi risiko yang lebih stabil dibandingkan model tunggal, terutama pada transisi dari status siaga ke waspada. Integrasi output probabilistik LSTM sebagai fitur tambahan pada Random Forest meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi pola nonlinier dan interaksi antar variabel meteorologi.

Pembahasan

Hasil ini menunjukkan bahwa integrasi multi-sensor meningkatkan sensitivitas sistem terhadap perubahan lingkungan, khususnya saat terjadi hujan ekstrem. LSTM efektif menangkap pola temporal kenaikan muka air, sedangkan Random Forest memperkuat kemampuan klasifikasi risiko berdasarkan kombinasi variabel meteorologi. Validasi terhadap kejadian lapangan dan data historis resmi memperkuat klaim bahwa sistem tidak hanya bekerja pada simulasi data, tetapi juga pada kondisi operasional nyata. Dengan arsitektur edge-cloud, sistem mampu mempertahankan latensi rendah dan stabilitas pengiriman data selama periode pengujian.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem Early Warning System (EWS) banjir berbasis IoT dan machine learning yang mengintegrasikan data multi-sensor (curah hujan, tinggi muka air, suhu, dan parameter meteorologi lainnya) dengan pendekatan hybrid LSTM-Random Forest. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model hybrid

memberikan kinerja terbaik dengan akurasi 93%, presisi 92%, recall 94%, dan F1-score 93%, mengungguli model tunggal LSTM maupun Random Forest. Keunggulan model hybrid terletak pada kemampuannya menggabungkan karakteristik temporal dari LSTM dengan kemampuan klasifikasi nonlinier dan pemetaan interaksi variabel dari Random Forest. Secara operasional, sistem mampu menghasilkan peringatan dini rata-rata 30–60 menit sebelum tinggi muka air mencapai ambang kritis, sehingga berpotensi mendukung mitigasi risiko banjir secara lebih responsif.

Meskipun menunjukkan performa yang baik, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, implementasi sistem masih terbatas pada satu lokasi pengujian sehingga generalisasi terhadap wilayah dengan karakteristik hidrologi berbeda perlu dikaji lebih lanjut. Kedua, performa model sangat bergantung pada kualitas dan kontinuitas data sensor; gangguan jaringan atau kesalahan pembacaan sensor dapat memengaruhi akurasi prediksi. Ketiga, pengujian pada skenario hujan ekstrem masih terbatas pada data historis tertentu sehingga validasi pada kejadian ekstrem yang lebih beragam masih diperlukan. Selain itu, pendekatan hybrid meningkatkan kompleksitas komputasi yang mungkin menjadi tantangan pada daerah dengan infrastruktur terbatas.

Secara praktis, sistem ini dapat diintegrasikan dengan pusat komando kebencanaan seperti Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data secara real-time. Informasi probabilistik risiko banjir yang dihasilkan sistem dapat digunakan untuk aktivasi status siaga, penyebaran notifikasi kepada masyarakat, serta perencanaan evakuasi dini. Implementasi lebih lanjut memerlukan standarisasi protokol integrasi data dengan sistem informasi kebencanaan daerah, penguatan infrastruktur jaringan, serta pelatihan operator. Dengan pengembangan lanjutan dan validasi multi-lokasi, sistem ini berpotensi menjadi bagian dari kerangka mitigasi banjir berbasis teknologi yang adaptif dan terukur.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. P. Nabila *et al.*, “WASPADA ! CURAH HUJAN YANG CUKUP TINGGI : SUMATERA,” vol. 2, no. 12, 2024.
- [2] M. Djaelani, “Pemanfaatan Citra Satelit untuk Deteksi Dini Potensi Banjir di Wilayah Pesisir Utilization of Satellite Imagery for Early Detection of Potential Floods in Coastal Areas Publisher : Universitas Muhammadiyah Palu,” vol. 8, no. 10, pp. 6503–6510, 2025, doi: 10.56338/jks.v8i10.8944.
- [3] A. Setiawan, R. Handoko, S. Kahfi, and G. Andriyanto, “PEMANFAATAN SISTEM PEMANTAUAN TINGGI MUKA AIR SUNGAI,” vol. 4, no. 2, pp. 28–34, 2025.
- [4] Z. A. Salam, A. Saiku, and J. L. Buliali, “Prediksi curah hujan dengan model hybrid xgboost- lstm berdasarkan data pengamatan permukaan,” vol. 10, no. 4, pp. 3731–3739, 2025.
- [5] M. I. Drilanang, Z. Indra, A. P. Walidin, and T. S. Warman, “Development of an Adaptive Hybrid Weather Prediction Model Based on Pattern Classification and Deep Learning for Disaster Mitigation in Indonesia,” vol. 4, no. 3, pp. 921–931, 2025.
- [6] M. A. R. Khan, M. A. Rouf, N. Sultana, and M. S. Akter4, “DEVELOPMENT OF A FOG COMPUTING-BASED REAL-TIME FLOOD PREDICTION AND EARLY WARNING SYSTEM USING,” *J. Sustain. Dev. Policy*, vol. 01, no. 01, pp. 144–169, 2025, doi: 10.63125/6y0qwr92.
- [7] I. E. Agbehadji, T. Mabhaudhi, J. Botai, and M. Masinde, “A Systematic Review of Existing Early Warning Systems ’ Challenges and Opportunities in Cloud Computing Early Warning Systems,” *climate*, 2023.
- [8] M. Siddique, T. Ahmed, and M. S. Husain, “EAI Endorsed Transactions Flood Monitoring and Early Warning Systems – An IoT Based Perspective,” vol. 9, no. 2, pp. 1–10.
- [9] C. Hu, Q. Wu, H. Li, S. Jian, N. Li, and Z. Lou, “Deep Learning with a Long Short-Term Memory Networks Approach for Rainfall-Runoff Simulation,” pp. 1–16, 2018, doi: 10.3390/w10111543.
- [10] M. Lstm, G. Recurrent, U. Gru, F. Prediction, and C. Kim, “Water Level Prediction Model Applying a Long Short-Term,” 2022.
- [11] S. Arora, S. Kumar, and S. Kumar, “Enhanced Random Forest-Based Model for Flood Detection and Classification BT - Congress on Smart Computing Technologies,” M. Saraswat, A. Rajan, and A. Chakravorty, Eds., Singapore: Springer Nature Singapore, 2026, pp. 799–807.
- [12] S. Sahoo, “Sensor Fusion and Virtual Sensor Design for Enhanced Multi-Sensor Data Accuracy in Au- tonomous Systems,” vol. 01, no. 002, pp. 21–39, 2024.
- [13] V. Chamola, S. Member, V. Hassija, and A. R. Sulthana, “A Review of Trustworthy and Explainable Artificial Intelligence (XAI),” vol. 11, no. August 2023, 2025.
- [14] P. Nadya, A. Reyhan, E. Lestari, B. Purba, and L. Marlina, “Analisis Kesiapan BPBD Kota Binjai dalam Penerapan Kecerdasan Buatan untuk Sistem Peringatan Dini Bencana Banjir Banjir,” vol. 3, 2025.
- [15] A. N. Az-zikri, S. Indriyanto, and A. Wicaksono, “PERANCANGAN PROTOTIPE SISTEM MONITORING LEVEL AIR TANDON BERBASIS INTERNET OF THINGS (IoT) MENGGUNAKAN SENSOR ULTRASONIK JSN-SR04T,” vol. 2, no. 3, pp. 13–22, 2025.
- [16] D. A. N. S. U. Aj-srm, F. R. Maulidan, and I. Ardiansah, “MONITORING KETINGGIAN DAN VOLUME AIR BERBASIS INTERNET OF THINGS (IOT) MENGGUNAKAN NODEMCU ESP8266,” vol. 14, no. 1.
- [17] S. Arifin, “Perancangan Sistem Monitoring Kualitas Udara Real Time Basis Wireles Sensor Network Dan Edge Computing untuk Optimasi Letasi Data,” no. I, 2025.
- [18] M. Roohi, H. R. Ghafouri, S. M. Ashrafi, and M. H. Haghighi, “A hybrid approach for enhanced flood prediction and assessment : Leveraging physical models , deep learning and satellite remote sensing,” *Big Earth Data*, vol. 9, no. 3, pp. 439–472, 2025, doi: 10.1080/20964471.2025.2530850.
- [19] S. Veerappan, “Edge-Enabled Smart Storm water Drainage Systems : A Real- Time Analytics Framework for Urban Flood Management,” vol. 1, no. 1, pp. 52–59, 2024.
- [20] A. Rahman and E. P. Widiyanto, “Pengembangan Sistem Pemantauan Kebakaran Real-Time dan Peringatan Dini Menggunakan Teknologi LoRa pada Kawasan Perkotaan,” *SENTRI J. Ris. Ilm.*, vol. 4, no. 12, pp. 4446–4464, 2025.
- [21] M. Amin and L. I. Burhan, “Integrasi Sensor Low-Cost , Aplikasi Mobile , dan Mekanisme Respons Komunitas : Model Early Warning System untuk Desa Berliterasi Teknologi Rendah,” vol. 1, no. 4, pp. 30–43, 2025, doi: 10.63982/dharmabakti.yv5vf934.
- [22] K. Edistira and S. Samsugi, “Pengembangan Sistem Pengukur Curah Hujan Otomatis Berbasis Iot dan Monitoring Suhu Lingkungan Menggunakan Sensor SHT31 mampu menyediakan data real-time dengan akurasi tinggi untuk mendukung pengambilan dengan berbagai sensor dan metode , (Laksono & Nurgi,” vol. 4, no. 10, pp. 9907–9920, 2025.
- [23] J. Bhanye, *Flood - tech frontiers : smart but just ? A systematic review of AI - driven urban flood adaptation and associated governance challenges*. Springer International Publishing, 2025. doi: 10.1007/s44282-025-00190-9.
- [24] M. I. Hossain, R. Hossan, Z. H. Shaon, and N. Ferdous, “Linking digital twin paradigm for urban heat monitoring and policy integration to building smart city climate resilience,” pp. 1–27, 2026.
- [25] M. Rokhideh, C. Fearnley, and M. Budimir, “Multi - Hazard Early Warning Systems in the Sendai Framework for Disaster Risk Reduction : Achievements , Gaps , and Future Directions,” *Int. J. Disaster Risk Sci.*, vol. 16, no. 1, pp. 103–116, 2025, doi: 10.1007/s13753-025-00622-9.