

# Pendeteksian Dini pada Potensi Banjir dengan Berbasis Internet of Things Menggunakan Algoritma Random Forest

Ardyka Bayu Reovan\*, Guruh Putro Dirgantoro, Muhammad Jauhar Vikri

Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri, Bojonegoro, Indonesia

Email: <sup>1</sup>reovanardykabayu@gmail.com, <sup>2</sup>Gputrad@gmail.com, <sup>3</sup>vikri@unugiri.ac.id

Email Penulis Korespondensi: reovanardykabayu@gmail.com

Submitted 06-03-2026; Accepted 22-04-2026; Published 30-04-2026

## Abstrak

Banjir merupakan salah satu bencana alam yang sering terjadi dan dapat menimbulkan kerugian baik secara material maupun sosial. Sistem pemantauan banjir konvensional umumnya bersifat reaktif dan berbasis ambang batas, sehingga kurang optimal dalam mendukung upaya deteksi dini. Penelitian ini mengusulkan sistem deteksi dini potensi banjir berbasis Internet of Things (IoT) menggunakan algoritma Random Forest. Sistem yang dikembangkan mengumpulkan data hidrologi berupa tinggi muka air dan kecepatan aliran melalui sensor IoT yang dikirimkan secara periodik ke server untuk diproses lebih lanjut. Data yang diperoleh kemudian diintegrasikan dan diklasifikasikan ke dalam kondisi banjir dan tidak banjir menggunakan model Random Forest. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, f1-score, confusion matrix, serta validasi silang 5-fold. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 97,26% dengan nilai rata-rata cross-validation sebesar 0,9863. Namun demikian, nilai recall pada kelas banjir masih terbatas akibat ketidakseimbangan dan jumlah data kejadian banjir yang relatif sedikit. Meskipun memiliki keterbatasan tersebut, sistem yang diusulkan berpotensi mendukung pengembangan sistem peringatan dini banjir dan dapat ditingkatkan melalui penambahan data historis yang lebih panjang dan beragam.

**Kata Kunci:** Prediksi Banjir; Internet Of Things; Random Forest; Data Hidrologi; Sistem Peringatan Dini

## Abstract

Flood is a natural disaster that frequently occurs and causes significant material and social losses. Conventional flood monitoring systems are generally reactive and rely on threshold-based approaches, which limits their effectiveness in supporting early detection. This study proposes an Internet of Things (IoT)-based early flood detection system using the Random Forest algorithm. The developed system collects hydrological data, including water level and flow velocity, through IoT sensors that periodically transmit data to a server for further processing. The collected data are then aggregated and classified into flood and non-flood conditions using a Random Forest model. Model performance is evaluated using accuracy, precision, recall, f1-score, confusion matrix, and 5-fold cross-validation. Experimental results indicate that the proposed model achieves an accuracy of 97.26% with a mean cross-validation score of 0.9863. However, the recall for flood events remains limited due to data imbalance and the relatively small number of flood occurrences. Despite these limitations, the proposed system demonstrates potential to support the development of early flood warning systems and can be further improved by incorporating longer and more diverse historical datasets.

**Keywords:** Flood Prediction; Internet Of Things; Random Forest; Hydrological Data; Early Warning System

## 1. PENDAHULUAN

Banjir merupakan salah satu bencana hidrometeorologi yang paling sering terjadi di Indonesia dan hingga saat ini masih menjadi permasalahan yang serius. Kejadian banjir umumnya dipengaruhi oleh kombinasi faktor hidrologi dan meteorologi, seperti tingginya curah hujan musiman, karakteristik aliran sungai, serta keterbatasan kapasitas pengendalian banjir. Kondisi tersebut menyebabkan meningkatnya risiko banjir di wilayah-wilayah yang memiliki sistem drainase dan pengelolaan sumber daya air yang belum optimal. Dalam beberapa tahun terakhir, peningkatan intensitas hujan dan perubahan iklim tropis memperbesar risiko terjadinya banjir. Beberapa peneliti menunjukkan bahwa perubahan iklim berkontribusi langsung terhadap peningkatan intensitas banjir ekstrem di wilayah tropis, sehingga diperlukan sistem deteksi dini potensi banjir yang mampu memberikan peringatan dini secara akurat dan berkelanjutan berbasis data [1], [2], [3], [4], [5].

Sebagian besar sistem pemantauan banjir yang saat ini digunakan masih bersifat reaktif, yang bergantung pada pengamatan manual atau penggunaan ambang batas ketinggian air tertentu. Pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam mendeteksi potensi banjir secara dini karena belum mampu menangkap dinamika perubahan parameter hidrologi secara langsung dan beresolusi tinggi. Peneliti terbaru menegaskan bahwa sistem deteksi dini potensi banjir modern perlu memanfaatkan data dari lingkungan sungai yang dikumpulkan secara *real-time* dan dianalisis secara otomatis guna meningkatkan keakuratan dan kecepatan respons terhadap potensi banjir [6], [7], [8], [9].

Perkembangan teknologi *Internet of Things (IoT)* dalam beberapa tahun terakhir membuka peluang besar dalam pengumpulan data hidrologi secara langsung melalui sensor yang terpasang langsung di lokasi pemantauan. *IoT* dapat mengintegrasikan sensor, jaringan komunikasi dan sistem komunikasi untuk menghasilkan data lingkungan sungai secara *real-time* dan berkelanjutan [10], [11], [12]. Sensor tinggi permukaan air dan kecepatan debit air merupakan dua parameter utama yang secara langsung merepresentasikan kondisi aliran sungai dan potensi terjadinya luapan. Pengukuran kedua parameter tersebut dengan resolusi waktu tinggi, seperti setiap menit, ini dinilai efektif dalam menangkap pola kenaikan permukaan air dan perubahan debit yang cepat, yang sering kali menjadi indikator awal terjadinya banjir [13], [14], [15].

Berbagai penelitian terkini menunjukkan bahwa integrasi sensor *IoT* dengan sistem analitik berbasis data mampu meningkatkan kualitas pemantauan dan prediksi banjir. Penelitian yang dipublikasikan pada tahun 2022 dan 2025 menunjukkan bahwa pemanfaatan data ketinggian air dan debit secara *real-time* menghasilkan sistem deteksi dini potensi banjir yang lebih responsif dibandingkan pendekatan berbasis data mingguan [16], [17]. Selain itu, ketersediaan data beresolusi tinggi memungkinkan dilakukannya analisis temporal yang lebih mendalam terhadap perilaku aliran sungai sebelum banjir, terutama pada fase kritis menjelang puncak aliran [18].

Sering terjadinya peningkatan volume dan kompleksitas data yang dihasilkan oleh sensor *IoT*, pendekatan *Machine Learning* (ML) menjadi solusi yang banyak digunakan dalam penelitian prediksi banjir. Algoritma ML memiliki kemampuan untuk mempelajari hubungan non-linier antara variabel hidrologi serta mengidentifikasi pola tersembunyi yang sulit dimodelkan menggunakan metode statistik konvensional. Beberapa peneliti terbaru melaporkan bahwa pendekatan ML mampu meningkatkan akurasi prediksi banjir secara signifikan, khususnya ketika diterapkan pada data *real-time* dan data berdimensi tinggi [19].

Salah satu algoritma ML yang banyak digunakan dalam penelitian banjir terkini adalah *Random Forest*. Algoritma ini merupakan metode *ensemble learning* yang memiliki keunggulan dalam menangani data berdimensi tinggi, tahan terhadap noise, dan menunjukkan performa yang stabil pada data hidrologi yang bersifat dinamis. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa *Random Forest* mampu menghasilkan prediksi yang lebih konsisten dan akurat dibandingkan algoritma lain seperti *Decision Tree*, *Support Vector Machine*, dan *Naïve Bayes* dalam konteks prediksi banjir [20], [21].

Dalam konteks Indonesia, penelitian terbaru juga menunjukkan potensi besar penggunaan *Random Forest* untuk prediksi dan klasifikasi potensi banjir. Namun demikian, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada analisis data historis atau data dengan resolusi temporal yang relatif rendah. Integrasi data sensor *IoT* secara *real-time*, khususnya data tinggi permukaan air dan debit air per menit, ke dalam sistem deteksi dini potensi banjir yang terintegrasi masih relatif terbatas, terutama pada tingkat implementasi daerah dan sistem operasional [22], [23].

Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya memanfaatkan data historis dengan resolusi waktu harian atau periodik serta berfokus pada pemantauan atau klasifikasi risiko banjir, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan sistem deteksi dini potensi banjir berbasis *Internet of Things (IoT)* yang memanfaatkan data hidrologi beresolusi tinggi. Data tinggi muka air dan debit air direkam secara kontinu dengan resolusi per menit melalui sensor *IoT*. Kontribusi utama penelitian ini meliputi: (1) integrasi sensor *IoT* untuk akuisisi data hidrologi secara kontinu dan beresolusi tinggi, (2) penerapan algoritma *Random Forest* untuk mendeteksi potensi banjir berdasarkan data tinggi muka air dan debit air, serta (3) pengembangan sistem deteksi dini banjir secara *end-to-end* melalui pendekatan *Research and Development (R&D)* yang mencakup proses akuisisi data, pengolahan data, klasifikasi kondisi banjir, hingga penyampaian informasi peringatan dini. Sistem yang dikembangkan diharapkan mampu memberikan deteksi dini yang lebih responsif, akurat, dan aplikatif sebagai dasar pengambilan keputusan dalam upaya mitigasi banjir.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan yang disusun secara sistematis untuk menghasilkan sistem deteksi dini potensi banjir berbasis *Internet of Things (IoT)* menggunakan algoritma *Random Forest*. Tahapan penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

#### a. Analisis Kebutuhan

Pada tahap ini dilakukan identifikasi kebutuhan sistem meliputi kebutuhan perangkat keras (sensor *IoT*, mikrokontroler) dan perangkat lunak (server, *database*, dan algoritma *machine learning*).

#### b. Perancangan Sistem *IoT*

Tahap ini meliputi perancangan arsitektur sistem yang terdiri dari sensor tinggi muka air, sensor kecepatan aliran, mikrokontroler ESP32, serta sistem komunikasi data ke server.

#### c. Pengumpulan Data

Data hidrologi berupa tinggi muka air dan debit air dikumpulkan secara *real-time* menggunakan sensor *IoT* dengan interval pengambilan data setiap 10 menit.

#### d. Pra-pemrosesan Data (*Preprocessing*)

Data yang diperoleh dilakukan pembersihan dari *missing value*, normalisasi, serta agregasi data menjadi *interval* per jam untuk mengurangi *noise*.

#### e. Penerapan Algoritma *Random Forest*

Data hasil *preprocessing* digunakan sebagai input model *Random Forest* untuk melakukan klasifikasi kondisi banjir dan tidak banjir. Pada tahap ini dilakukan pelatihan model (*training*) dan pengujian model (*testing*).

#### f. Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dengan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

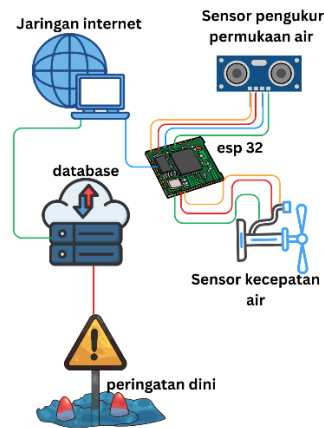
#### g. Implementasi Sistem Peringatan Dini

Hasil prediksi digunakan untuk memberikan notifikasi peringatan dini melalui dashboard web dan Telegram Bot secara *real-time*.

## 2.2 Perancangan Arsitektur Sistem *IoT*

Sistem *Internet of Things (IoT)* yang dikembangkan dalam penelitian ini terdiri dari sensor ultrasonik yang digunakan untuk mengukur tinggi muka air serta sensor kecepatan aliran yang berfungsi untuk memperoleh nilai kecepatan arus. Data yang dihasilkan oleh kedua sensor tersebut kemudian digunakan untuk menghitung debit air sebagai salah satu parameter utama dalam analisis potensi banjir. Seluruh sensor terhubung langsung ke mikrokontroler ESP32, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1, yang berperan sebagai pusat pengendali sistem, pengolah data awal, serta penghubung antara perangkat sensor dan server.

Mikrokontroler ESP32 melakukan proses akuisisi data secara kontinu, termasuk pembacaan nilai sensor, pengolahan awal, dan pengemasan data sebelum dikirimkan melalui jaringan internet. Data hasil pengukuran dikirimkan secara periodik setiap 10 menit ke server untuk memastikan ketersediaan data hidrologi yang bersifat *real-time* dan berkelanjutan [24]. Selanjutnya, data tersebut disimpan dalam basis data terpusat, sehingga dapat digunakan untuk proses analisis lanjutan, agregasi, serta pemodelan menggunakan algoritma *Random Forest* dalam rangka mendukung sistem deteksi dini potensi banjir. Untuk menggambarkan alur kerja sistem deteksi dini potensi banjir yang dikembangkan, maka disusun alur pemrosesan sistem seperti ditunjukkan pada Gambar 1.

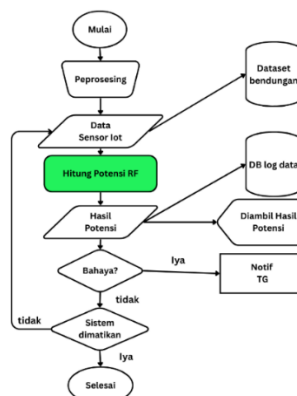


Gambar 1. Alur Pemrosesan

Berdasarkan Gambar 1, sistem dimulai dari proses akuisisi data sensor *IoT* yang terdiri dari tinggi muka air dan kecepatan aliran. Data tersebut kemudian diproses melalui tahap *preprocessing* sebelum digunakan dalam model *Random Forest* untuk klasifikasi kondisi banjir. Hasil klasifikasi selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam menentukan status kondisi serta pengiriman notifikasi peringatan dini kepada pengguna.

## 2.3 Alur Metode Penelitian (Flowchart R&D)

Flowchart metode penelitian pada Gambar 2 menggambarkan tahapan pengembangan sistem prediksi potensi banjir. Proses dimulai dari pengambilan data sensor *IoT* yang kemudian melalui tahap *preprocessing*. Data yang telah diproses digunakan sebagai input untuk perhitungan potensi banjir menggunakan algoritma *Random Forest* Optimasi *Hyperparameter* dengan *Random Search*. Tahapan metode penelitian dalam bentuk *flowchart* ditunjukkan pada Gambar 2.

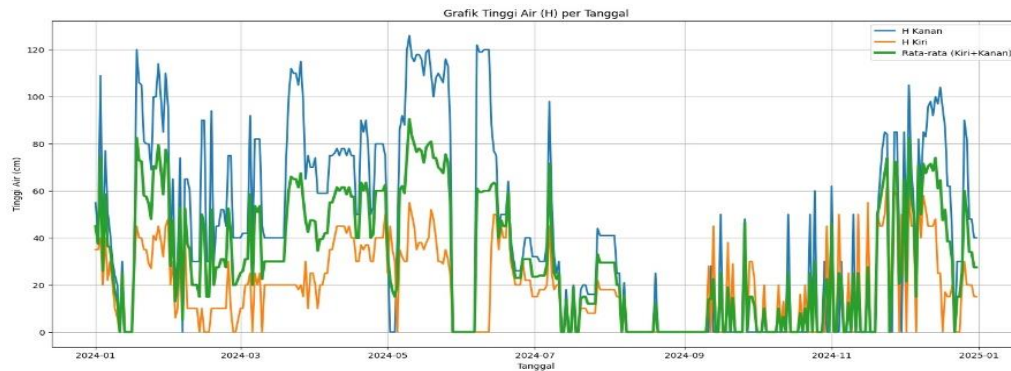


Gambar 2. Flowchat R&D

Berdasarkan Gambar 2, tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan data sensor, kemudian dilakukan *preprocessing*, dilanjutkan dengan pelatihan dan pengujian model *Random Forest*. Hasil dari proses ini dievaluasi dan digunakan dalam sistem peringatan dini.

## 2.4 Pengumpulan dan Karakteristik Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data tinggi muka air dan debit air yang diperoleh dari sensor *Internet of Things (IoT)* yang dipasang pada lokasi pengamatan. Visualisasi data tinggi muka air dan debit air hasil. Karakteristik data ditunjukkan pada Gambar 3 dan Gambar 4



**Gambar 3.** Karakteristik Data

Akuisisi sensor ditunjukkan pada Gambar 3 dan Gambar 4. Data dicatat secara kontinu oleh sensor dan dikirimkan ke server secara periodik setiap 10 menit selama periode pengamatan. Untuk meningkatkan kestabilan data serta mengurangi fluktuasi nilai akibat gangguan pengukuran, data mentah yang direkam dengan resolusi per menit kemudian diagregasikan menjadi data per jam menggunakan nilai rata-rata. Proses agregasi ini bertujuan untuk menghasilkan data yang lebih representatif dan siap digunakan pada tahap pemodelan dan analisis selanjutnya. Dalam penelitian ini, Data sensor yang dikirim setiap 10 menit diagregasikan menjadi data per jam menggunakan rata-rata dari 6 pembacaan ( $10 \text{ menit} \times 6 = 60 \text{ menit}$ ) untuk mengurangi *noise* dan meningkatkan stabilitas prediksi. Pendekatan ini digunakan untuk merepresentasikan kondisi hidrologi secara lebih stabil dan mengurangi fluktuasi sesaat pada data sensor.

## 2.5 Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan meliputi pembersihan data dari nilai kosong (*missing value*), penyamaan format waktu, serta normalisasi data agar berada pada rentang yang seragam. Selain itu, dilakukan agregasi data dari interval per menit menjadi interval per jam untuk mengurangi *noise* sensor dan meningkatkan stabilitas pola data.

## 2.6 Model Prediksi *Random Forest*

Algoritma *Random Forest* digunakan untuk memprediksi potensi banjir berdasarkan parameter hidrologi. Variabel input yang digunakan meliputi tinggi permukaan air dan debit air, sedangkan variabel output berupa kelas kondisi banjir dan tidak banjir. Model dibangun menggunakan sejumlah pohon keputusan (*decision tree*) dan hasil prediksi diperoleh melalui mekanisme *voting* mayoritas untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi *overfitting* [25]. Pemilihan parameter pada algoritma *Random Forest* dalam penelitian ini dilakukan untuk memperoleh keseimbangan antara performa prediksi, stabilitas model, dan efisiensi komputasi. Jumlah pohon ( $n\_estimators = 50$ ) dipilih agar model memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik tanpa meningkatkan kompleksitas komputasi secara berlebihan. Jumlah pohon yang terlalu besar berpotensi meningkatkan waktu pelatihan, sedangkan jumlah yang terlalu kecil dapat menurunkan stabilitas hasil prediksi.

Parameter  $max\_depth = 2$  digunakan untuk membatasi kedalaman pohon keputusan sehingga model tidak terlalu kompleks. Pembatasan kedalaman ini bertujuan untuk menghindari *overfitting*, mengingat data sensor *IoT* yang digunakan bersifat fluktuatif dan dipengaruhi oleh kondisi lingkungan yang dinamis. Dengan kedalaman pohon yang rendah, model diharapkan mampu menangkap pola utama tanpa mempelajari *noise* pada data.

Selanjutnya, parameter  $min\_samples\_split = 10$  diterapkan untuk mencegah pemisahan node yang terlalu cepat pada jumlah data yang kecil. Pembatasan ini bertujuan agar setiap pemisahan dilakukan berdasarkan jumlah sampel yang cukup, sehingga struktur pohon yang terbentuk lebih stabil dan mampu melakukan generalisasi dengan baik. Parameter  $min\_samples\_leaf = 5$  juga digunakan untuk memastikan setiap *leaf node* memiliki jumlah data minimum yang memadai, sehingga hasil prediksi menjadi lebih halus dan tidak sensitif terhadap nilai ekstrem. Pembagian data menggunakan rasio 80% data latih dan 20% data uji dipilih sebagai pendekatan yang umum digunakan dalam pengolahan data berurutan (*time series*). Rasio ini bertujuan untuk menjaga pola temporal data tetap terjaga serta memastikan model dilatih menggunakan data yang cukup representatif, sementara data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model secara objektif

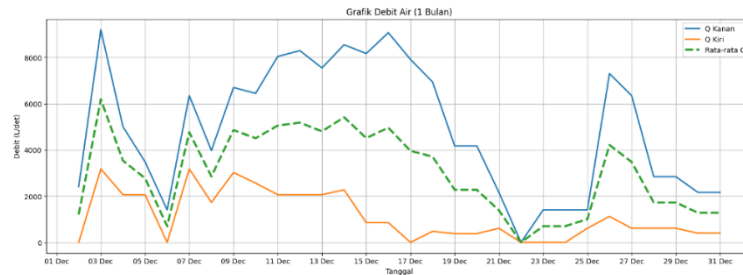
## 2.7 Evaluasi Kinerja Sistem

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score*, serta *confusion matrix* untuk menilai kemampuan klasifikasi model. Evaluasi ini digunakan untuk memastikan bahwa model *Random Forest* mampu mengklasifikasikan kondisi banjir secara andal dan mendukung sistem peringatan dini banjir berbasis *IoT*.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Hasil Pengumpulan dan Karakteristik Data

Gambar 3 dan Gambar 4 masing-masing menampilkan grafik perubahan tinggi permukaan air (H) dan debit air (Q) pada sisi kanan dan kiri sungai selama periode pengamatan. Grafik tersebut disajikan sebagai visualisasi data harian untuk menggambarkan pola fluktuasi parameter hidrologi yang terjadi di lokasi penelitian. Garis rata-rata menunjukkan nilai representatif dari pengukuran pada kedua sisi sungai. Untuk menganalisis pola fluktuasi parameter hidrologi sebagai indikator potensi banjir, dilakukan visualisasi data hasil pengukuran sensor yang meliputi tinggi permukaan air dan debit air, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.



**Gambar 4.** Hasil Pengumpulan dan Karakteristik Data

Perlu ditegaskan bahwa visualisasi pada Gambar 3 dan Gambar 4 menggunakan data sampel harian, sedangkan data yang digunakan dalam proses analisis dan pemodelan pada penelitian ini berasal dari sensor *IoT* dengan interval pengukuran per menit. Data mentah hasil pengukuran sensor selanjutnya diagregasikan menjadi data interval per jam menggunakan metode rata-rata, dengan tujuan untuk mengurangi *noise* sensor serta menghasilkan data yang lebih stabil dan representatif.

Secara umum, grafik menunjukkan adanya fluktuasi tinggi permukaan air dan debit air yang cukup signifikan pada beberapa periode tertentu. Peningkatan nilai tinggi permukaan air umumnya diikuti oleh kenaikan debit air, yang mengindikasikan adanya hubungan antara kedua parameter tersebut. Kondisi ini menjadi indikator awal potensi terjadinya banjir, terutama ketika nilai tinggi permukaan air dan debit air meningkat secara bersamaan dalam kurun waktu tertentu.

Data agregasi per jam selanjutnya digunakan sebagai input pada proses pemodelan *Random Forest*. Parameter utama yang dimanfaatkan dalam penelitian ini meliputi tinggi permukaan air (H) di lokasi kanan dan kiri, debit air (Q) di lokasi kanan dan kiri, serta data limpasan (*overflow*) sebagai penanda kondisi aliran yang telah melampaui kapasitas normal sungai. Dengan menggunakan data beresolusi waktu lebih tinggi hasil agregasi, model mampu mempelajari pola perubahan hidrologi secara lebih akurat untuk mendukung prediksi potensi banjir.

#### 3.2 Data Sampel Penelitian

Untuk memberikan gambaran data yang digunakan dalam proses klasifikasi, ditampilkan contoh data sampel yang terdiri dari parameter tinggi muka air dan debit air pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Data Sampel

No	Tanggal	H Bendung (cm)	Q Bendung (l/det)	H Kanan (cm)	Q Kanan (l/det)	H Kiri (cm)	Q Kiri (l/det)	Debit Total (l/det)	Status
1	1	0	0	85	6,700.00	45	2,064.00	8,764.00	Tidak
2	2	0	0	43	2,410.00	0	0	2,410.00	Tidak
3	3	5	1,049.00	105	9,199.00	60	3,178.00	13,426.00	Banjir
4	4	35	19,434.00	70	5,007.00	45	2,064.00	26,505.00	Banjir
5	5	0	0	55	3,487.00	45	2,064.00	5,551.00	Tidak

Berdasarkan Tabel 1, data sampel digunakan sebagai input dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*. Data tersebut merepresentasikan kondisi banjir dan tidak banjir yang digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model. Visualisasi data sampel secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 5.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Tanggal	Debit Limpas Bendung		Debit Pintu Masuk Pengambilan			Debit Sungai (l/det)		Debit Sungai Rata-rata (l/det)
2				Kanan		Kiri			
3		H (cm)	Q (l/det)	H (cm)	Q (l/det)	H (cm)	Q (l/det)		
4	1	2	3	4	5	6	7	8	9
5	1	0.00	0.00	85.00	6,700.00	45.00	2,064.00	8,764.00	
6	2	0.00	0.00	43.00	2,410.00	0.00	0.00	2,410.00	
7	3	5.00	1,049.00	105.00	9,199.00	60.00	3,178.00	13,426.00	
8	4	35.00	19,434.00	70.00	5,007.00	45.00	2,064.00	26,505.00	
9	5	0.00	0.00	55.00	3,487.00	45.00	2,064.00	5,551.00	11,331.20
10	6	45.00	29,333.00	30.00	1,404.00	0.00	0.00	30,737.00	
11	7	8.00	2,124.00	82.00	6,348.00	60.00	3,178.00	11,650.00	
12	8	0.00	0.00	60.00	3,973.00	40.00	1,730.00	5,703.00	
13	9	0.00	0.00	85.00	6,700.00	58.00	3,021.00	9,721.00	
14	10	0.00	0.00	83.00	6,445.00	52.00	2,564.00	9,009.00	13,364.00
15							Jumlah	123,476.00	12,347.60

**Gambar 5.** Data sampel

Berdasarkan Gambar 5, data diperoleh dari hasil pengukuran sensor dan digunakan sebagai dasar dalam proses analisis dan klasifikasi.

### 3.3 Proses Penerapan Metode Random Forest

Untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi potensi banjir berdasarkan parameter hidrologi, digunakan algoritma *Random Forest* yang merupakan metode *ensemble learning* berbasis *decision tree*. Proses penerapan metode ini dilakukan melalui beberapa tahapan sebagai berikut:

#### a. Penentuan Variabel *Input* dan *Output*

Variabel input yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari:

1. Tinggi muka air (H)
2. Debit air (Q)

Sedangkan variabel *output* berupa:

1. Status kondisi, yaitu Banjir dan Tidak Banjir

#### b. Pembentukan *Dataset*

Data hasil pengukuran sensor yang telah dikumpulkan selanjutnya disusun menjadi *dataset* yang terdiri dari pasangan nilai input dan output. *Dataset* ini kemudian digunakan sebagai data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*) dalam proses klasifikasi.

#### c. Pembentukan *Decision Tree*

Pada algoritma *Random Forest*, sejumlah *decision tree* dibentuk berdasarkan *subset* data yang dipilih secara acak. Setiap *decision tree* akan memproses data dengan aturan tertentu, misalnya:

1. Jika tinggi muka air > ambang batas tertentu dan debit air tinggi, maka diklasifikasikan sebagai Banjir
  2. Jika tinggi muka air dan debit air berada di bawah ambang batas, maka diklasifikasikan sebagai Tidak Banjir
- Aturan ini terbentuk secara otomatis selama proses pelatihan model.

#### d. Proses *Training Model*

*Dataset* pelatihan digunakan untuk membangun model *Random Forest*. Pada tahap ini, setiap *decision tree* dilatih menggunakan sebagian data dan fitur yang dipilih secara acak untuk meningkatkan variasi model serta mengurangi risiko *overfitting*.

#### e. Penentuan Hasil Klasifikasi (*Voting*)

Setiap *decision tree* dalam *Random Forest* akan memberikan hasil prediksi. Hasil akhir ditentukan berdasarkan metode *majority voting*, yaitu kelas yang paling banyak dipilih oleh seluruh *decision tree*. Sebagai contoh, jika dari 5 *decision tree* terdapat:

1. 3 pohon memprediksi Banjir
2. 2 pohon memprediksi Tidak Banjir

Maka hasil akhir diklasifikasikan sebagai Banjir.

#### f. Evaluasi Model

Hasil klasifikasi kemudian dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur kinerja model berdasarkan beberapa metrik, seperti:

1. Akurasi
2. *Precision*
3. *Recall*
4. *F1-score*

Evaluasi ini digunakan untuk mengetahui tingkat keberhasilan model dalam mendeteksi kondisi banjir dan tidak banjir.

### 3.4 Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model *Random Forest*

Berdasarkan Tabel 1, model *Random Forest* menghasilkan akurasi sebesar 97,26% pada data pengujian sebanyak 73 data. Model menunjukkan kinerja yang sangat baik pada kelas tidak banjir dengan nilai *recall* sebesar 1,00, yang menandakan seluruh kondisi tidak banjir berhasil diklasifikasikan dengan benar. Namun, pada kelas banjir, nilai *recall* sebesar 0,33

menunjukkan bahwa masih terdapat keterbatasan model dalam mendeteksi seluruh kejadian banjir, yang disebabkan oleh ketidakseimbangan jumlah data antara kelas banjir dan tidak banjir. Meskipun demikian, nilai precision sebesar 1,00 pada kelas banjir menunjukkan bahwa setiap prediksi banjir yang dihasilkan model memiliki tingkat kepercayaan yang tinggi. Evaluasi kinerja model *Random Forest* dilakukan berdasarkan *confusion matrix* dengan menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Secara matematis, perhitungan masing-masing metrik dapat dirumuskan sebagai berikut

a. Akurasi digunakan untuk mengukur proporsi data yang diklasifikasikan dengan benar terhadap seluruh data pengujian, yang dirumuskan:

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$$

b. *Precision* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi banjir yang dihasilkan oleh model, yang dirumuskan:

$$Precision = TP / (TP + FP)$$

c. *Recall* digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mendeteksi seluruh kejadian banjir yang sebenarnya terjadi, yang dirumuskan:

$$Recall = TP / (TP + FN)$$

d. *F1-score* merupakan nilai rata-rata harmonik antara *precision* dan *recall* yang digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan kinerja model, yang dirumuskan:

$$F1-score = 2 \times (Precision \times Recall) / (Precision + Recall)$$

Dengan TP (*True Positive*) menyatakan jumlah data banjir yang berhasil terdeteksi, TN (*True Negative*) menyatakan jumlah data tidak banjir yang terklasifikasi dengan benar, FP (*False Positive*) menyatakan jumlah data tidak banjir yang terklasifikasi sebagai banjir, dan FN (*False Negative*) menyatakan jumlah data banjir yang tidak berhasil terdeteksi oleh model. Hasil evaluasi model ditunjukkan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Evaluasi Kinerja Random Forest

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
0(Tidak Banjir)	0.97	1.00	0.99	70
1(Banjir)	1.00	0.33	0.50	3
Akurasi				0.97 (73 data)
<i>Macro Average</i>	0.99	0.67	0.74	73
<i>Weighted Average</i>	0.97	0.97	0.97	73

Berdasarkan Tabel 2, model *Random Forest* menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi sebesar 97,26%. Nilai *recall* pada kelas tidak banjir mencapai 1,00, sedangkan pada kelas banjir masih rendah sebesar 0,33. Hal ini menunjukkan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam mendeteksi seluruh kejadian banjir akibat ketidakseimbangan data. *Confusion matrix* ditunjukkan pada Tabel 3.

**Tabel 3.** *Confusion Matrix* Model Random Forest

Aktual \ Prediksi	Tidak Banjir (0)	Banjir (1)
Tidak Banjir (0)	70	0
Banjir (1)	2	1

Berdasarkan Tabel 3, model *Random Forest* berhasil mengklasifikasikan seluruh data tidak banjir dengan benar sebanyak 70 data tanpa kesalahan klasifikasi. Pada kelas banjir, model mampu mendeteksi 1 kejadian banjir secara benar, namun masih terdapat 2 kejadian banjir yang diklasifikasikan sebagai tidak banjir. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam mengenali kondisi normal, namun masih memiliki keterbatasan dalam mendeteksi seluruh kejadian banjir, yang dipengaruhi oleh ketidakseimbangan jumlah data antara kelas banjir dan tidak banjir. Meskipun model menunjukkan performa yang sangat tinggi pada data pengujian bulan Desember 2024, evaluasi lanjutan menggunakan data dengan periode waktu yang lebih panjang serta kondisi hidrologi yang berbeda tetap diperlukan untuk memastikan kemampuan generalisasi model dan menghindari potensi *overfitting*.

### 3.5 Pembahasan Hasil Deteksi Dini

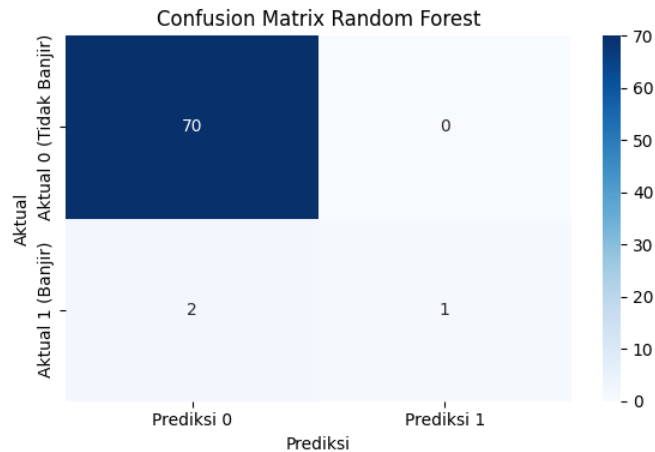
Berdasarkan hasil pengujian model *Random Forest* menunjukkan bahwa sistem deteksi dini potensi banjir yang dikembangkan memiliki kinerja yang sangat baik dengan nilai akurasi sebesar 97,26%. Nilai akurasi yang tinggi ini mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari pola hubungan antara parameter hidrologi berupa tinggi muka air dan debit air yang diperoleh dari sensor *Internet of Things (IoT)* dengan kondisi potensi banjir secara efektif. Kemampuan tersebut menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* sesuai untuk menangani karakteristik data hidrologi yang bersifat nonlinier dan dinamis, sebagaimana juga dilaporkan pada penelitian-penelitian sebelumnya.

Berdasarkan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score*, model menunjukkan performa yang sangat tinggi pada kelas tidak banjir, dengan nilai *recall* mencapai 1,00. Hal ini berarti seluruh kondisi tidak banjir berhasil diidentifikasi dengan benar oleh model tanpa kesalahan klasifikasi. Kinerja ini sangat penting dalam konteks sistem peringatan dini, karena mampu meminimalkan terjadinya *false alarm* yang dapat menurunkan tingkat kepercayaan pengguna terhadap sistem apabila terjadi secara berulang.

Namun demikian, pada kelas banjir, nilai *recall* yang diperoleh sebesar 0,33 menunjukkan bahwa model belum sepenuhnya mampu mendeteksi seluruh kejadian banjir yang terjadi. Dari total tiga kejadian banjir pada data pengujian,

hanya satu kejadian yang berhasil terdeteksi dengan benar, sementara dua kejadian lainnya terklasifikasi sebagai tidak banjir. Keterbatasan ini terutama disebabkan oleh ketidakseimbangan jumlah data antara kelas banjir dan tidak banjir.

Hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa model memiliki nilai precision sebesar 1,00 pada kelas banjir, yang mengindikasikan bahwa setiap peringatan banjir yang dihasilkan oleh sistem memiliki tingkat kepercayaan yang tinggi. Dengan kata lain, ketika sistem mendeteksi adanya potensi banjir, probabilitas terjadinya banjir memang tinggi. Secara keseluruhan, hasil deteksi dini menunjukkan bahwa model *Random Forest* yang dikembangkan telah mampu bekerja dengan baik berdasarkan ketersediaan data yang ada dan layak diterapkan sebagai bagian dari sistem peringatan dini banjir berbasis *IoT*. Meskipun demikian, peningkatan performa pada kelas banjir masih diperlukan melalui penambahan jumlah data kejadian banjir, penerapan teknik penyeimbangan data, atau pengembangan model lanjutan. Untuk menganalisis kinerja model dalam mengklasifikasikan data, ditampilkan *confusion matrix* pada Gambar 6.



**Gambar 6.** *Confusion Matrix* Model *Random Forest*

Berdasarkan Gambar 6, model mampu mengklasifikasikan seluruh data tidak banjir dengan benar sebanyak 70 data. Namun, pada kelas banjir masih terdapat kesalahan klasifikasi sebanyak 2 data yang diprediksi sebagai tidak banjir, sehingga nilai *recall* pada kelas banjir menjadi rendah.

### 3.6 Implementasi dan Rancangan Perangkat *IoT*

Pada tahap implementasi, penelitian ini merealisasikan rancangan perangkat *Internet of Things (IoT)* sebagai sistem akuisisi data hidrologi yang digunakan dalam proses deteksi dini potensi banjir. Perangkat *IoT* yang dikembangkan terdiri dari sensor tinggi muka air, sensor kecepatan aliran, mikrokontroler, serta modul komunikasi untuk pengiriman data ke server secara periodik. Rancangan fisik dan konfigurasi perangkat *IoT* yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 5. Perangkat dirancang untuk melakukan pengukuran secara kontinu dengan resolusi waktu per menit, kemudian data dikirimkan ke server dan diolah lebih lanjut pada tahap agregasi dan pemodelan. Desain perangkat mempertimbangkan aspek kestabilan pengukuran, kemudahan integrasi dengan sistem backend, serta kemampuan pengiriman data secara *real-time*. Untuk memperjelas rancangan perangkat yang digunakan dalam penelitian ini, maka konfigurasi perangkat *Internet of Things (IoT)* ditampilkan pada Gambar 6.

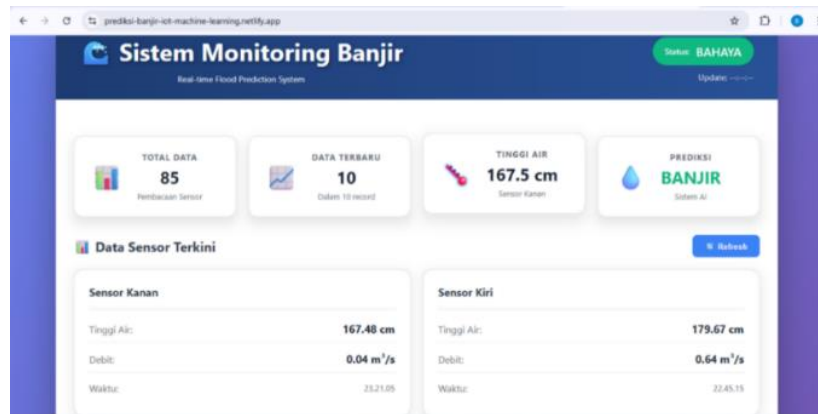


**Gambar 6.** Rancangan Perangkat *IoT*

Berdasarkan gambar 6, implementasi perangkat *IoT* ini memungkinkan sistem deteksi dini untuk memperoleh data hidrologi secara otomatis dan berkelanjutan, sehingga mendukung proses analisis dan klasifikasi kondisi banjir berbasis algoritma *Random Forest*. Integrasi antara perangkat *IoT* dan sistem analitik memungkinkan sistem bekerja secara *end-to-end*, mulai dari pengambilan data, pengolahan, hingga penyampaian informasi peringatan dini kepada pengguna.

### 3.7 Implikasi terhadap Sistem Peringatan Dini

Hasil prediksi yang dihasilkan oleh model *Random Forest* pada Gambar 6 diintegrasikan ke dalam sistem *monitoring* banjir berbasis web sebagai bentuk implementasi sistem peringatan dini. Tampilan antarmuka web menyajikan informasi kondisi terkini secara *real-time*, meliputi jumlah data sensor yang terekam, data terbaru, nilai tinggi permukaan air, serta status prediksi banjir. Berdasarkan hasil klasifikasi model, sistem secara otomatis menampilkan status kondisi wilayah, seperti aman atau bahaya, yang merepresentasikan potensi terjadinya banjir. Untuk mempermudah pemantauan kondisi banjir secara *real-time*, hasil prediksi model diimplementasikan dalam sistem *monitoring* berbasis web. Tampilan sistem *monitoring* tersebut ditunjukkan pada Gambar 7.



**Gambar 7.** Tampilan Terhadap Web

Berdasarkan Gambar 7, sistem menampilkan informasi kondisi terkini seperti data sensor, tinggi muka air, serta status prediksi banjir. Sistem juga memberikan indikator kondisi secara otomatis, seperti aman atau bahaya, sehingga memudahkan pengguna dalam memahami kondisi secara cepat.

Ketika model mendeteksi kondisi berisiko banjir, sistem secara langsung memberikan indikasi visual berupa perubahan status dan informasi prediksi pada dashboard. Informasi ini memungkinkan pengguna atau pihak terkait untuk memperoleh peringatan dini secara cepat dan mudah dipahami tanpa harus melakukan analisis manual terhadap data sensor. Dengan demikian, integrasi hasil prediksi ke dalam sistem monitoring berbasis web tidak hanya berfungsi sebagai alat visualisasi data, tetapi juga sebagai sarana pendukung pengambilan keputusan dalam upaya mitigasi dan penanggulangan banjir secara lebih responsif. Sebagai pelengkap sistem peringatan dini berbasis web, hasil prediksi model juga diimplementasikan dalam bentuk notifikasi otomatis melalui platform Telegram seperti pada Gambar 7. Ketika model *Random Forest* mendeteksi potensi banjir berdasarkan parameter tinggi permukaan air dan debit aliran, sistem secara *real-time* mengirimkan pesan peringatan kepada pengguna. Notifikasi tersebut memuat informasi penting, seperti nilai tinggi air dan debit pada sisi kanan dan kiri sungai, tingkat kepercayaan (*confidence*) hasil prediksi, serta rekomendasi tindakan awal yang perlu dilakukan. Integrasi notifikasi ini memungkinkan penyampaian peringatan dini secara lebih cepat, langsung, dan mudah diakses oleh pemangku kepentingan, sehingga dapat meningkatkan kesiapsiagaan dan respons awal terhadap potensi kejadian banjir.

Selain itu, penerapan sistem notifikasi berbasis Telegram memberikan keunggulan dalam hal mobilitas dan efisiensi komunikasi, karena informasi dapat diterima secara langsung pada perangkat pengguna tanpa memerlukan akses khusus ke sistem utama. Hal ini sangat relevan dalam kondisi darurat, di mana kecepatan distribusi informasi menjadi faktor krusial dalam mengurangi risiko dampak bencana. Dengan adanya integrasi ini, sistem tidak hanya berperan sebagai alat pemantauan, tetapi juga sebagai sistem peringatan dini yang proaktif dan adaptif terhadap perubahan kondisi lingkungan. Lebih lanjut, implementasi sistem ini menunjukkan bahwa kombinasi antara teknologi *Internet of Things (IoT)* dan algoritma *machine learning* mampu memberikan solusi yang efektif dalam pemantauan kondisi hidrologi secara berkelanjutan. Sistem yang dikembangkan juga memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan fitur analisis historis, integrasi dengan sistem peringatan berbasis lokasi, serta peningkatan akurasi model melalui penambahan data latih. Dengan demikian, sistem ini tidak hanya berfungsi dalam skala penelitian, tetapi juga berpotensi untuk diimplementasikan secara nyata dalam mendukung pengelolaan risiko banjir di tingkat yang lebih luas.

Sebagai pelengkap sistem peringatan dini, hasil prediksi juga diimplementasikan dalam bentuk notifikasi otomatis melalui platform Telegram. Tampilan notifikasi tersebut ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Tampilan Telegram

Berdasarkan Gambar 8, sistem mengirimkan notifikasi secara *real-time* ketika terdeteksi potensi banjir. Informasi yang dikirimkan meliputi tinggi muka air, debit air, serta tingkat kepercayaan hasil prediksi. Hal ini memungkinkan pengguna untuk segera mengambil tindakan sebagai upaya mitigasi.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, sistem deteksi dini potensi banjir berbasis *Internet of Things (IoT)* menggunakan algoritma *Random Forest* berhasil dikembangkan dan diimplementasikan dengan baik. Model yang digunakan mampu mencapai akurasi sebesar 97,26%, yang menunjukkan kemampuan yang tinggi dalam mengklasifikasikan kondisi banjir dan tidak banjir berdasarkan parameter tinggi muka air dan debit air. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik pada kelas tidak banjir, namun masih memiliki keterbatasan dalam mendeteksi kejadian banjir akibat ketidakseimbangan jumlah data. Meskipun demikian, setiap prediksi banjir yang dihasilkan memiliki tingkat kepercayaan yang tinggi sehingga sistem tetap dapat diandalkan sebagai alat pendukung dalam pengambilan keputusan mitigasi bencana. Oleh karena itu, pengembangan lebih lanjut disarankan dengan menambahkan jumlah data kejadian banjir serta menerapkan teknik penyeimbangan data guna meningkatkan performa sistem secara keseluruhan.

#### 5. UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih disampaikan kepada pihak pengelola data dan instansi terkait yang telah menyediakan informasi serta fasilitas pendukung penelitian. Selain itu, penulis juga mengapresiasi dukungan dari rekan-rekan dan pihak yang terlibat dalam pengembangan sistem *Internet of Things*, pengolahan data, serta implementasi sistem deteksi dini potensi banjir dan peringatan dini banjir berbasis *Random Forest*, sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

#### REFERENCES

- [1] M. S. Sumalatha, P. M. Mathews, H. Mohan, T. Chippy, and P. S. Nair, "Real-Time Flood Risk Mapping Using ML And Iot Sensor Data," vol. 11, no. 24, pp. 911–920, 2025.
- [2] H. S. Yani Dwi Yulianti, Miftahul Huda, "Adaptive Governance dalam Mitigasi Bencana Banjir di Kabupaten Bojonegoro," *Relig. Educ. Soc. Laa Roiba J.*, vol. 6, pp. 1974–1984, 2024, doi: 10.47476/reslaj.v6i3.5870.
- [3] A. Alamsyah and E. Wahyudi, "Transformasi Digital untuk Mitigasi Banjir : Optimalisasi Sistem Informasi di Jawa Barat," vol. 01, no. 2, pp. 50–62, 2024.
- [4] A. Rachmawardani and S. K. Wijaya, "Prediksi Banjir menggunakan ANFIS-PCA sebagai Peringatan Dini Bencana Banjir," vol. 12, no. 2, pp. 335–351, 2024.
- [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] S. K. W. A. Rachmawardani, Giarno, H. A. Nugroho, Suharni, D. Suchayono, Hariyanto, "State of the Art of Remote Sensing in Flood Early Warning System: Review Article," vol. 5, no. Smbpsb, pp. 108–117, 2022.
- [7] T. S. Famuji, E. E. Citra, and S. Mutmainah, "Analisis Perancangan Sistem Informasi Pendukung Keputusan untuk Mitigasi

- Bencana Alam Berbasis Data Real-Time,” *J. Comput. Sci. Informatics*, vol. Vol.2, No., 2025, doi: 10.34304/scientific.v2i1.339.
- [8] K. C. A. & N. Sawiji, “Penerapan Teknologi Ramah Lingkungan Dalam Pemetaan Genangan Air Pada Wilayah Rawan Banjir Menggunakan Google Earth Engine ( Studi Kasus : Kabupaten Denak),” vol. 1, no. 1, pp. 45–56, 2025.
- [9] I. P. Bagus, R. Sugita, N. N. Pujianiki, I. P. Gustave, and S. Pariartha, “Rainfall Data as an Indicator of Climate Change ( Case Study : Kuta District , Badung Regency ),” vol. 7, no. 02, 2025.
- [10] H. M. Farhan S, B. Sitorus and Sitorus, “Rancang Bangun Monitoring Banjir Pada Pintu Air Berbasis IoT,” *J. Ilm. Fak. Tek. LIMIT'S*, vol. 2, no. 1, pp. 19–27, 2024.
- [11] 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.y5v1934.
- [12] M. Alfidyah, “Pemanfaatan Internet Of Things ( IOT ) Untuk Monitoring Kualitas Air Sebagai Upaya Mendukung Smart City,” vol. 1, no. 1, pp. 8–14, 2025.
- [13] M. J. Sitepu and F. Azmi, “Rancang Bangun Monitoring Ketinggian Air Berbasis IoT Untuk Deteksi Dini Banjir Pada Bendungan Sungai Deli,” vol. 10, pp. 1–8, 2025.
- [14] M. Feizbahr, N. Brake, H. Arbabkhah, H. H. Asli, and K. Woods, “Flood Susceptibility Mapping Using Machine Learning and Geospatial-Sentinel-1 SAR Integration for Enhanced Early Warning Systems,” pp. 1–30, 2025.
- [15] S. Sanjaya, B. Koes, P. Cantik, and A. S. Wardaningrum, “Analisis Derajat Bencana Kekeringan Di Pulau Jawa Akibat Fenomena El-Nino 202,” vol. 4, no. 2, pp. 115–126, 2024, doi: 10.56860/jtsda.v4i1.14.
- [16] A. I. Samudra, R. M. Syawal, T. Satrio, and W. Haryono, “Aplikasi Pemantauan dan Prediksi Kadar Kualitas Air Sungai Dengan Algoritma Random Forest Pada Pusat Riset Fotonika,” vol. 4, no. 2, pp. 5376–5387, 2025.
- [17] A. Setiawan, R. Handoko, S. Kahfi, and G. Andriyanto, “Pemanfaatan Sistem Pemantauan Tinggi Muka Air Sungai Berbasis Sensor Radar dan Internet Of Things,” vol. 4, no. 2, pp. 28–34, 2025.
- [18] and W. W. R. T Ardani, “Analisis Pola Kejadian Bencana Hidrometeorologi Secara Spasial-Temporal Di Kabupaten Klaten Tahun 2018-2023,” 2023.
- [19] J. T. Santoso, *Cara memanipulasi pembelajaran mesin*. Semarang: Yayasan Prima Agus Teknik Bekerja & Universitas Sains dan Teknologi Komputer (Universitas STEKOM).
- [20] and H. M. Fauzi, Mushi, “Analisis Penggunaan Model Random Forest dalam Memprediksi Resiko Banjir di Daerah Rawan Bencana Kabupaten Pamekasan,” vol. 11, no. 1, pp. 17–25, 2025.
- [21] S. M. Natzir, “Perbandingan Kinerja Model Pembelajaran Mesin dalam Prediksi Banjir menggunakan KNN , Naive Bayes , dan Random Forest,” vol. 14, no. c, pp. 59–64, 2023.
- [22] R. A. Aufa, E. Altiarika, A. Pramudyantoro, Y. B. Pratama, and Z. Wahyuzi, “Pengenalan Pola Kasus Potensi Banjir Di Pangkalpinang Dengan Algoritma Random Forest Dan Xgboost Menggunakan Google Earth Engine,” vol. 3, no. 1, pp. 1–6, 2025.
- [23] D. Fernanda and A. A. Syukron, “Implementasi Sensor Ultrasonic Untuk Pemantauan Debit Sungai Serayu Sebagai Antisipasi Banjir Berbasis Arduino,” vol. 6, no. 3, pp. 1920–1929, 2025.
- [24] R. Agustian, G. P. Dirgantoro, and I. Aristia, “Sistem Kamera Cerdas Pendeteksi kendaraan Salip Kiri Untuk Mengurangi Laka Lantas Berbasis Pembelajaran Mesin,” pp. 1–6, 2025.
- [25] M. J. Vikri *et al.*, “Identifikasi Kualitas Beras Berdasarkan Standar Pangan Indonesia Berbasis Electronic Nose,” no. 1, 2025.