

FLOOVIA: Aplikasi Cerdas untuk Monitoring dan Peringatan Banjir Jalanan Berbasis Kecerdasan Buatan dan IoT

Vera Nataria¹, Nailah Assyifa², Alvin Dinata³, Miranda Nadilla Putri⁴, Teresia Hana Agatha Siburian⁵, Apriyanto Halim⁶

^{1,2,3,4,5} Teknik Informatika, Universitas Mikroskil, Indonesia

⁶ Teknologi Informasi, Universitas Mikroskil, Indonesia

¹vera.learninggg@gmail.com, ²asyfnai23@gmail.com, ³alvindinata1998@gmail.com, ⁴mirandandllaptr27@gmail.com,

⁵teresiasiburian05@gmail.com, ⁶apriyanto.halim@mikroskil.ac.id

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2026-02-27

Revised 2026-04-18

Accepted 2026-04-21

Abstract – Flooding is a recurrent natural disaster in Indonesia and significantly impacts community mobility and daily activities. One of the main challenges in post-flood management is the limited availability of accurate and real-time information regarding water level conditions and flood recession time. This issue is particularly evident in flood-prone areas of Medan City. This study aims to design and develop an intelligent system based on the Internet of Things (IoT) and Artificial Intelligence (AI), implemented in a mobile application to support flood disaster mitigation. The proposed system employs an IoT-based barometric pressure sensor to acquire real-time water level data. The collected data are processed using a Long Short-Term Memory (LSTM) model to predict flood recession time. Additionally, the application provides safe alternative route recommendations through Google Maps integration. The results indicate that the system is capable of delivering real-time water level information, producing flood recession time predictions with a coefficient of determination (R^2) of 0,766—demonstrating a satisfactory level of accuracy, and recommending safe routes to support community mobility during flood events. This system demonstrates strong potential for further development as a digital decision-support tool for flood disaster mitigation.

Keywords: Barometric Pressure Sensor; BME680; Long Short-Term Memory (LSTM); Mobile Application

Corresponding Author:

Vera Nataria

Email:

vera.learninggg@gmail.com



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstrak – Banjir merupakan permasalahan yang sering terjadi di Indonesia dan memberikan dampak signifikan terhadap mobilitas serta aktivitas masyarakat. Salah satu kendala utama dalam penanganan pasca-banjir adalah keterbatasan informasi yang akurat dan real-time mengenai kondisi ketinggian air serta estimasi waktu surut banjir. Kondisi ini masih dirasakan secara nyata oleh masyarakat Kota Medan, khususnya di wilayah rawan banjir. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengembangkan sebuah sistem cerdas berbasis Internet of Things (IoT) dan kecerdasan buatan yang terintegrasi dalam aplikasi seluler guna mendukung mitigasi bencana banjir. Sistem yang dikembangkan memanfaatkan sensor tekanan barometrik berbasis IoT untuk memperoleh data ketinggian air secara real-time. Data tersebut kemudian diolah menggunakan model Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi waktu surut banjir. Selain itu, aplikasi dilengkapi dengan fitur rekomendasi rute alternatif yang aman melalui integrasi Google Maps. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu menampilkan informasi ketinggian air secara real-time, menghasilkan prediksi waktu surut banjir dengan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,766 yang menunjukkan tingkat akurasi yang baik, serta memberikan rekomendasi rute yang mendukung mobilitas masyarakat selama kondisi banjir. Sistem ini berpotensi dikembangkan lebih lanjut sebagai alat bantu pengambilan keputusan dalam mitigasi bencana banjir berbasis teknologi digital.

Kata Kunci: Barometric Pressure Sensor; BME680; Long Short-Term Memory (LSTM); Mobile Application

I. PENDAHULUAN

Banjir masih menjadi permasalahan yang signifikan di berbagai wilayah di Indonesia, termasuk Kota Medan. Data Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Utara dan Kota Medan (2024) menunjukkan bahwa kejadian banjir masih kerap terjadi dan berpotensi meningkat seiring tingginya curah hujan pada awal tahun 2025 [1]. Kondisi tersebut diperparah oleh kerentanan spasial wilayah, di mana analisis pemetaan terbaru menunjukkan bahwa sebagian besar wilayah Kota Medan dan sekitarnya masuk dalam kategori rawan banjir berat, terutama saat menghadapi intensitas curah hujan yang tinggi [2]. Kondisi ini berdampak langsung terhadap aktivitas masyarakat, khususnya dalam aspek mobilitas dan kelancaran lalu lintas. Gangguan mobilitas akibat banjir sering menyebabkan kemacetan dan keterlambatan. Sepanjang tahun 2024, Kota Medan menghadapi peningkatan intensitas banjir hidrometeorologis akibat curah hujan ekstrem dan luapan tiga sungai utama yang diperparah oleh penyempitan drainase serta degradasi lahan, di mana kondisi ini menciptakan genangan dengan ketinggian air yang bervariasi mulai dari 20 cm di jalan

protokol hingga mencapai lebih dari 150 cm di kawasan pemukiman rendah, berdampak pada banyak aspek kehidupan masyarakat, terutama mobilitas [3]. Peristiwa tersebut menunjukkan perlunya sistem informasi banjir yang mampu memberikan data kondisi lapangan secara cepat dan akurat.

Berbagai rancang bangun sistem pemantauan banjir berbasis *Internet of Things* (IoT) telah diuji coba di sejumlah wilayah [4]. Di sisi lain, implementasi nyata berskala luas telah diterapkan melalui sistem Peringatan Dini Banjir di DKI Jakarta yang memanfaatkan jaringan sensor ketinggian air dan terintegrasi dengan platform aplikasi informasi publik [5]. Namun, penerapan sistem serupa di kota lain, termasuk Kota Medan, masih terbatas, baik dari sisi cakupan wilayah pemantauan maupun integrasi dengan aplikasi yang mudah diakses untuk mendukung pengambilan keputusan masyarakat secara langsung [6].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan sebuah sistem cerdas terpadu pemantauan banjir untuk wilayah Kota Medan. Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa sensor tekanan udara barometrik, seperti DPS310 dapat dimanfaatkan untuk mengestimasi perubahan ketinggian muka air melalui perbedaan tekanan udara [7]. Pendekatan pemantauan tinggi air dalam penelitian ini menggunakan sensor barometrik BME680 berdasarkan prinsip hidrostatik ($\Delta P = \rho gh$). Berbeda dengan sensor ultrasonik yang rentan terhadap riak dan gangguan permukaan, metode tekanan dinilai lebih stabil untuk kondisi genangan perkotaan karena perubahan tinggi 1 cm secara presisi setara dengan perubahan 0,98 hPa. Akurasi ini memadai untuk pemantauan skala sentimeter secara *real-time* dengan efisiensi biaya yang baik.

Meskipun sistem IoT sejenis telah banyak dikembangkan, *research gap* yang ada menunjukkan kurangnya fitur estimasi waktu surut dan kurangnya integrasi navigasi publik. Oleh karena itu, kebaruan penelitian ini terletak pada penggabungan data *real-time* BME680 dengan kecerdasan buatan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi waktu surut genangan. Hasil prediksi tersebut kemudian diintegrasikan langsung dengan *Application Programming Interface* (API) Google Maps sebagai penyedia rekomendasi rute alternatif.

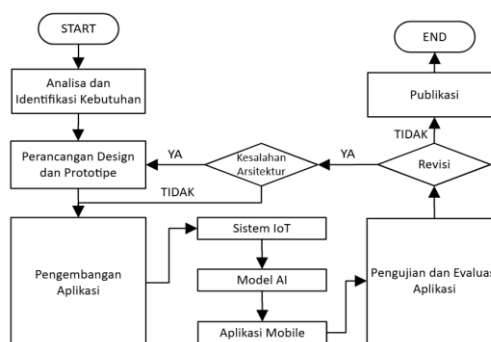
Melalui integrasi IoT dan kecerdasan buatan ini, kontribusi utama penelitian ini adalah menghasilkan Floovia, sebuah sistem cerdas terpadu pemantauan banjir untuk wilayah Kota Medan. Keseluruhan sistem ini dapat diakses dalam bentuk aplikasi berbasis seluler yang tidak hanya informatif, namun juga preskriptif untuk pengguna.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan rekayasa dan pengembangan sistem untuk merancang, mengimplementasikan, dan mengevaluasi sistem pemantauan serta prediksi banjir terintegrasi bernama Floovia. Sistem ini mengintegrasikan teknologi IoT untuk akuisisi data lingkungan, kecerdasan buatan untuk pemodelan prediksi waktu surut banjir, serta aplikasi seluler sebagai media penyampaian informasi kepada pengguna. Proses pengembangan meliputi tahapan analisis kebutuhan, perancangan arsitektur, pengembangan perangkat keras dan perangkat lunak, pemodelan kecerdasan buatan, serta pengujian fungsional sistem secara menyeluruh.

A. Metodologi Pengembangan Sistem

Pengembangan sistem Floovia menggunakan metodologi *Agile* dengan kerangka kerja *Scrum* yang menekankan proses iteratif, inkremental, dan adaptif. Metodologi ini dipilih karena sistem yang dikembangkan bersifat kompleks, melibatkan integrasi perangkat keras dan perangkat lunak, serta memungkinkan perubahan kebutuhan selama proses pengembangan. Dalam kerangka *Scrum*, pengembangan dilakukan melalui beberapa siklus (*sprint*) yang mencakup perencanaan, implementasi, pengujian, dan evaluasi [8], [9]. Pendekatan ini memungkinkan pengembangan perangkat IoT, sistem *backend*, model kecerdasan buatan, dan aplikasi seluler dilakukan secara paralel dan tetap terkoordinasi, sehingga setiap iterasi menghasilkan penyempurnaan sistem yang lebih sesuai dengan kebutuhan pengguna. Tahapan implementasi dalam pengembangan sistem ini dijabarkan pada Gambar 1.



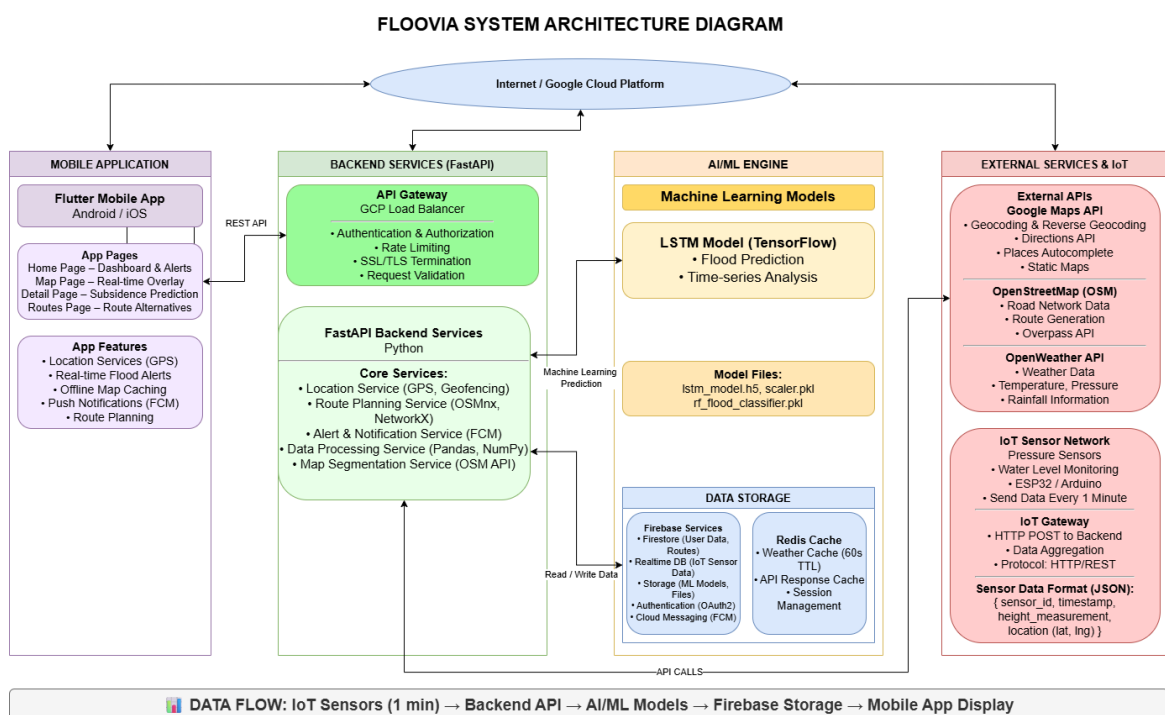
Gambar 1. Diagram alur penelitian

B. Metode Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan sistem Floovia dilakukan melalui pendekatan *Design Thinking* yang berorientasi pada pengguna untuk memahami permasalahan masyarakat di wilayah rawan banjir, khususnya terkait keterbatasan informasi *real-time*, estimasi waktu surut, dan navigasi rute aman. Proses ini menerapkan instrumen analisis pada setiap tahap, yaitu 5W1H untuk identifikasi konteks masalah, AEIOU untuk observasi situasi banjir, *How Might We* untuk perumusan pernyataan masalah, serta 2×2 Matrix untuk memprioritaskan fitur berdasarkan manfaat dan kompleksitas implementasi. Integrasi dari seluruh instrumen tersebut menjadi fondasi utama dalam menentukan fitur inti sistem guna menjawab kebutuhan masyarakat secara efektif [10], [11], [12].

C. Rancangan Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem Floovia dirancang sebagai sistem terdistribusi berbasis *cloud* untuk mendukung pengolahan data terpusat dan penyajian informasi secara *real-time*. Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2, arsitektur ini terdiri atas tiga komponen utama, yaitu perangkat IoT sebagai pengakuisisi data lingkungan, sistem *backend* sebagai pusat pengelolaan dan pemrosesan data termasuk eksekusi model kecerdasan buatan, serta aplikasi seluler sebagai antarmuka pengguna. Ketiga komponen tersebut terintegrasi melalui mekanisme pertukaran data terstruktur sehingga mampu bekerja secara independen namun tetap terkoordinasi.



Gambar 2. Diagram Arsitektur Sistem Floovia

D. Metode Pengembangan IoT

Perubahan tekanan atmosfer dapat memengaruhi pembacaan tinggi muka air pada sistem berbasis *pressure transducer*, baik tipe vented maupun non-vented, karena perbedaan mekanisme referensi tekanan [13]. Penelitian ini menggunakan sensor tekanan barometrik tipe non-vented dengan pendekatan tabung terbalik. Sensor ditempatkan pada ruang udara tertutup yang salah satu ujungnya terendam air, sehingga kenaikan muka air mengompresi udara dan meningkatkan tekanan internal. Estimasi tinggi muka air dihitung melalui pemodelan berbasis relasi hidrostatik ($\Delta P = \rho gh$) dan Hukum Boyle untuk merepresentasikan kompresi udara dalam ruang tertutup [7].

Perangkat IoT dikembangkan untuk akuisisi data tinggi muka air secara *real-time* menggunakan mikrokontroler ESP32 dan sensor BME680 yang terhubung melalui antarmuka I²C serta didukung catu daya baterai untuk operasi mandiri. Sebagaimana pentingnya studi komparatif pemilihan sensor air pada ekosistem IoT untuk memastikan efisiensi pengukuran [14], pemilihan BME680 pada penelitian ini juga didasarkan pada pertimbangan rasional. BME680 memiliki akurasi ± 1 hPa, dibandingkan DPS310 dengan $\pm 0,5$ hPa [15], [16]. Meskipun presisinya lebih rendah, akurasi tersebut dinilai memadai untuk kebutuhan sistem dengan mempertimbangkan ketersediaan, kemudahan integrasi, dan efisiensi biaya untuk implementasi skala lokal.

E. Metode Pengumpulan dan Praproses Data

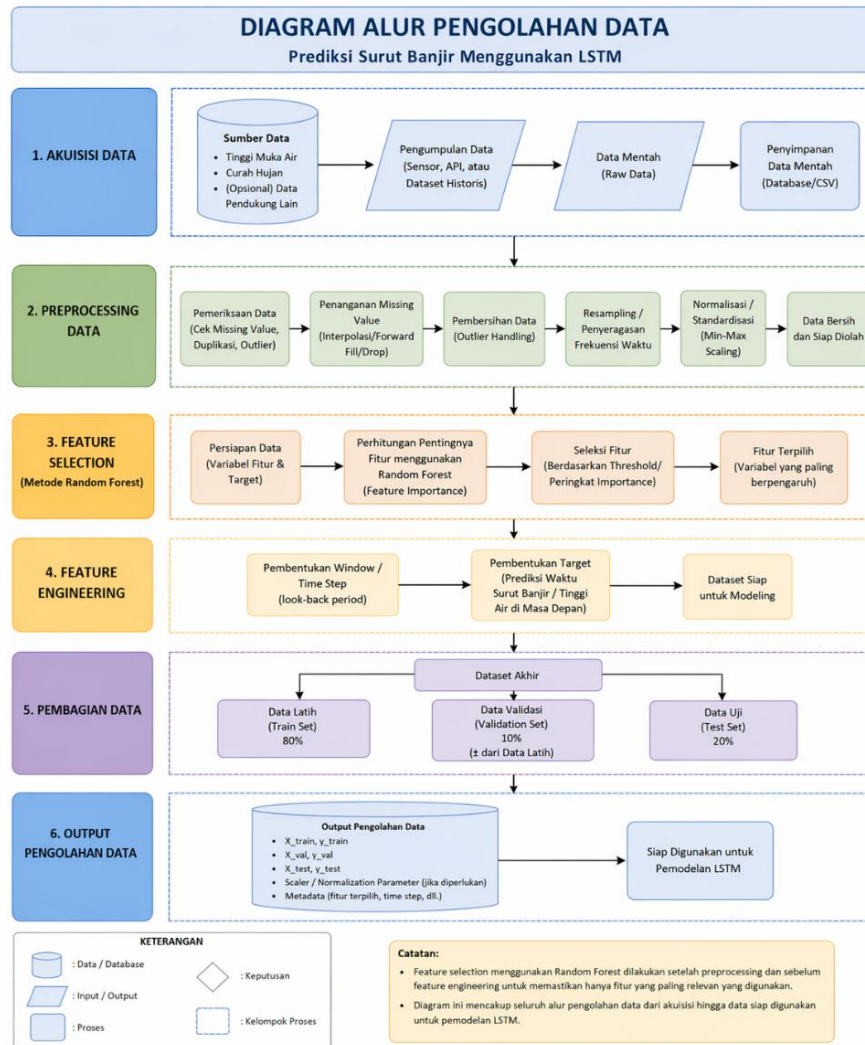
Data yang dikumpulkan dari perangkat IoT berupa data deret waktu tekanan udara dan estimasi tinggi muka air. Akuisisi data dilakukan secara periodik dengan interval waktu tertentu. Pada tahap awal pengoperasian perangkat, sistem melakukan penentuan nilai tekanan atmosfer sebagai *baseline* untuk mengurangi pengaruh fluktuasi tekanan lingkungan terhadap hasil pengukuran. Data hasil pengukuran selanjutnya melalui tahap praproses yang mencakup pembersihan data dari nilai yang tidak valid, penyesuaian skala data, serta penyusunan data ke dalam format yang sesuai untuk proses pemodelan kecerdasan buatan. Praproses data dilakukan untuk memastikan kualitas data yang digunakan dalam proses pelatihan model prediksi surut banjir.

F. Metode Pemodelan Kecerdasan Buatan

Pemodelan kecerdasan buatan pada sistem Floovia dilakukan dengan mengombinasikan dua pendekatan algoritma, yaitu LSTM dan *Random Forest*. Kombinasi kedua metode ini digunakan untuk memanfaatkan keunggulan masing-masing dalam menangani data deret waktu dan pola nonlinier pada data lingkungan banjir. Pada sistem ini, *Random Forest* dimanfaatkan pada tahap awal pemodelan sebagai metode *feature selection* untuk mengidentifikasi variabel-variabel yang paling berpengaruh terhadap perubahan tinggi muka air, sedangkan LSTM digunakan sebagai model utama untuk mempelajari dinamika temporal data. Pendekatan ini sejalan dengan praktik pembelajaran mesin modern yang memisahkan proses seleksi fitur dan pemodelan temporal guna meningkatkan efisiensi dan stabilitas model prediksi [17], [18].

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari *public dataset* pada platform Kaggle sebagai sumber data mentah utama. Oleh karena itu, dilakukan tahap validasi dataset sebelum proses *preprocessing* untuk memastikan kualitas dan kelayakan data yang digunakan. Validasi mencakup pemeriksaan kelengkapan data, konsistensi format, kesesuaian variabel, identifikasi *missing value*, serta deteksi outlier agar dataset yang digunakan relevan dan mampu mendukung proses pelatihan model LSTM secara optimal. Data disusun dalam bentuk dataset yang merepresentasikan kondisi tinggi muka air dalam rentang waktu tertentu. Dataset ini digunakan untuk proses pelatihan dan validasi model LSTM dan *Random Forest*. Pada tahap ini, *Random Forest* berperan dalam mengevaluasi kepentingan setiap fitur berdasarkan mekanisme pohon keputusan dan agregasi, sehingga fitur yang kurang relevan atau bersifat redundan dapat dieliminasi sebelum proses pembelajaran temporal dilakukan. Seleksi fitur yang tepat menjadi faktor penting dalam sistem berbasis data lingkungan, mengingat data hidrologi umumnya bersifat bising, tidak stasioner, dan memiliki korelasi kompleks antarvariabel.

Proses pemodelan dilakukan melalui beberapa tahapan, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3, yaitu penyusunan dataset, pelatihan model, serta evaluasi awal untuk memastikan model mampu mempelajari pola perubahan tinggi muka air secara konsisten. Setelah proses seleksi fitur menggunakan *Random Forest*, fitur terpilih digunakan sebagai masukan bagi model LSTM. LSTM sebagai bagian dari jaringan saraf berulang memiliki kemampuan menyimpan dan memperbarui informasi historis melalui struktur *memory cell* dan mekanisme gate, sehingga efektif dalam memodelkan ketergantungan temporal jangka panjang pada data deret waktu lingkungan. Pendekatan ini memungkinkan model untuk fokus pada fitur-fitur yang paling informatif tanpa kehilangan konteks temporal data [19].



Gambar 3. Diagram Alur Pengolahan Data

Model LSTM yang telah dilatih kemudian diintegrasikan ke dalam sistem *backend* Floovia. Integrasi ini memungkinkan sistem menghasilkan prediksi waktu surut banjir secara otomatis berdasarkan data sensor yang diterima secara *real-time*. Dengan demikian, penggunaan kombinasi *Random Forest* dan LSTM dalam sistem Floovia ditujukan untuk meningkatkan kualitas representasi data dan efektivitas pembelajaran model, di mana *Random Forest* berfungsi dalam proses seleksi fitur yang relevan, sedangkan LSTM berperan dalam mempelajari pola temporal perubahan tinggi muka air secara berkelanjutan. Pendekatan ini mendukung pengembangan sistem prediksi banjir yang lebih stabil, terfokus, dan adaptif terhadap variasi data lingkungan yang dinamis.

Model LSTM terdiri atas beberapa komponen utama, yaitu *forget gate*, *input gate*, *cell state update*, dan *output gate*. Formulasi matematis masing-masing komponen dinyatakan sebagai berikut. *Forget gate* berfungsi menentukan informasi dari *cell state* sebelumnya yang perlu dipertahankan atau dilupakan sebagaimana dinyatakan pada persamaan (1).

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

Input Gate berfungsi mengatur informasi baru dari input saat ini yang akan ditambahkan ke memori sebagaimana yang dinyatakan pada persamaan (2).

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

Cell State diperbarui dengan mengombinasikan informasi lama dan informasi baru yang telah diseleksi oleh kedua gerbang tersebut sebagaimana dinyatakan pada persamaan (1) dan (2) sehingga memungkinkan model mempertahankan dependensi jangka panjang sebagaimana dinyatakan pada persamaan (3).

$$C_t = (f_t * C_{t-1}) + (i_t * C_t) \quad (3)$$

Output Gate menentukan bagian dari *cell state* yang akan dikeluarkan sebagai *hidden state* yang digunakan sebagai representasi keluaran sekaligus masukan untuk langkah waktu berikutnya sebagaimana yang dinyatakan persamaan (4).

$$\begin{aligned} O_t &= \sigma(W_o * [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ ht &= O_t * \tanh(C_t) \end{aligned} \quad (4)$$

Fungsi aktivasi sigmoid dan tanh digunakan untuk mengontrol rentang nilai dan menjaga stabilitas proses pembelajaran sebagaimana yang dinyatakan pada persamaan (5).

$$\begin{aligned} \sigma(x) &= \frac{1}{1+e^{-x}} \\ \tanh(x) &= \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \end{aligned} \quad (5)$$

G. Metode Pengembangan Aplikasi Seluler

Pengembangan aplikasi seluler Floovia dilakukan sebagai antarmuka utama antara sistem *backend* dan pengguna dalam arsitektur terintegrasi. Aplikasi dirancang untuk menyajikan informasi kondisi banjir secara *real-time*, hasil prediksi waktu surut, serta rekomendasi rute alternatif bebas genangan. Implementasi dilakukan menggunakan *framework* Flutter guna mendukung pengembangan lintas platform (Android dan iOS) melalui basis kode tunggal, sehingga meningkatkan efisiensi pengembangan dan konsistensi antarmuka pengguna [20]. Pendekatan ini sejalan dengan penelitian yang membuktikan bahwa integrasi antara sensor IoT dan aplikasi seluler berbasis Flutter mampu menyajikan data lingkungan secara *real-time* kepada pengguna [21].

Aplikasi mengadopsi arsitektur *client-server* dengan memanfaatkan API sebagai mekanisme pertukaran data antara aplikasi dan sistem *backend*. Melalui komunikasi data asinkron, aplikasi dapat mengakses data perangkat IoT, hasil pemodelan kecerdasan buatan, serta informasi spasial secara terintegrasi dan responsif. Fungsionalitas utama mencakup penyajian tinggi muka air, visualisasi status banjir pada peta digital, serta diseminasi prediksi waktu surut dan rute alternatif adaptif terhadap kondisi banjir. Pengembangan dilakukan secara iteratif menggunakan metodologi *Agile-Scrum* untuk memastikan keselarasan dengan komponen IoT dan model kecerdasan buatan yang terintegrasi.

H. Metode Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh komponen sistem Floovia, yaitu perangkat IoT, layanan *backend*, modul kecerdasan buatan, dan aplikasi seluler dapat berfungsi sesuai kebutuhan fungsional dan terintegrasi secara *end-to-end*. Pengujian pada sisi aplikasi dan integrasi difokuskan pada verifikasi *input-output* dari fungsi tanpa menilai aspek estetika antarmuka maupun metrik pengalaman pengguna secara kuantitatif.

1. Pengujian Fungsional Aplikasi

Metode *black-box testing* digunakan untuk memvalidasi fungsionalitas aplikasi dari sudut pandang pengguna, yaitu dengan memberikan input tertentu dan mengevaluasi kesesuaian output yang dihasilkan terhadap spesifikasi tanpa meninjau struktur internal kode. Skenario uji disusun berdasarkan *use case* utama aplikasi Floovia. Setiap skenario diuji menggunakan *test case* yang terdefinisi dan dinyatakan valid apabila keluaran yang muncul sesuai dengan perilaku yang diharapkan. Ringkasan hasil *black-box testing* untuk fitur utama aplikasi ditunjukkan pada Tabel 3.

2. Pengujian Perangkat IoT

Pengujian perangkat IoT dilakukan untuk memastikan kemampuan perangkat dalam mendeteksi perubahan tekanan dan mengonversinya menjadi estimasi ketinggian permukaan air secara *real-time* menggunakan metode tabung terbalik yang dilengkapi pipa berdiameter 0,75 inci. Proses pengumpulan data dilakukan secara periodik dengan interval sampling ± 20 detik. Evaluasi difokuskan pada akurasi estimasi terhadap nilai referensi serta kestabilan pembacaan sensor pada berbagai kondisi operasional.

Metode berbasis tekanan dipilih dengan mempertimbangkan sifat genangan di jalan perkotaan yang cenderung memiliki riakan dan gangguan permukaan. Berbeda dengan metode non-kontak seperti sensor ultrasonik yang bergantung pada kestabilan pantulan, pendekatan ini mengestimasi tinggi muka air melalui perubahan tekanan udara terkompresi dalam ruang tertutup, sehingga lebih toleran terhadap fluktuasi permukaan [7]. Oleh karena itu, pengujian dilakukan pada kondisi statis dan dinamis untuk mengevaluasi respons sistem terhadap variasi tekanan sesaat.

Pengujian dirancang dalam lima skenario, meliputi wadah statis, variasi geometri penampang, kondisi air bergoyang, serta penurunan tinggi muka air secara cepat dan gradual. Nilai estimasi pada setiap *setpoint* dihitung sebagai rata-rata lima kali sampling. Tingkat kesalahan dan kestabilan pembacaan dianalisis menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan standar deviasi.

Nilai estimasi akhir pada setiap *setpoint* diperoleh dari rata-rata lima data sampling yang dihitung menggunakan persamaan (6):

$$\bar{h} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i \quad (6)$$

dengan h_i adalah estimasi tinggi muka air pada sampling ke- i dan $N = 5$.

Tingkat kesalahan estimasi dihitung menggunakan MAE dan RMSE, masing-masing ditunjukkan pada persamaan (7) dan (8):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |h_{est,i} - h_{ref,i}| \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |h_{est,i} - h_{ref,i}|^2} \quad (8)$$

dengan $h_{est,i}$ merupakan hasil estimasi sistem, $h_{ref,i}$ adalah nilai referensi, dan n jumlah *setpoint* pengujian.

Kestabilan pembacaan sensor dianalisis menggunakan standar deviasi sebagaimana dinyatakan pada persamaan (9):

$$\sigma_h = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (h_i - \bar{h})^2} \quad (9)$$

MAE, RMSE dan standar deviasi digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan estimasi terhadap nilai referensi, sedangkan standar deviasi digunakan untuk menganalisis kestabilan pembacaan sensor.

3. Pengujian AI

Pengujian sistem kecerdasan buatan dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi waktu surut banjir serta membaca pola perubahan ketinggian air berdasarkan data deret waktu. LSTM diuji menggunakan dua skenario, yaitu pengujian dengan dataset historis dan pengujian menggunakan data ketinggian air yang diperoleh secara langsung dari sensor IoT. Pada pengujian menggunakan dataset historis, evaluasi performa model dilakukan dengan menghitung metrik kesalahan seperti *Mean Squared Error* (MSE), MAE, dan koefisien determinasi (R^2) untuk mengukur tingkat akurasi prediksi model terhadap data aktual.

Selanjutnya, pengujian dengan data *real-time* dilakukan untuk mengamati respons model terhadap kondisi aktual di lapangan. Data ketinggian air yang diperoleh dari sensor diproses oleh model LSTM untuk menghasilkan prediksi ketinggian air pada periode waktu berikutnya serta estimasi waktu surut banjir. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi dengan cukup baik, sehingga mendukung fungsi sistem sebagai alat bantu prediksi surut banjir pada tahap prototipe.

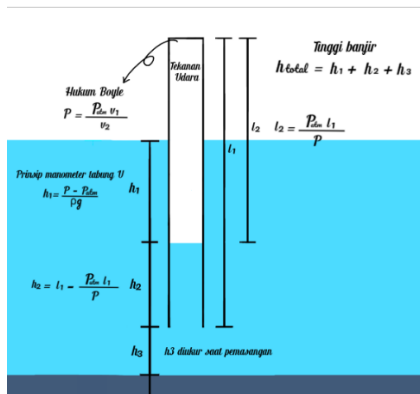
4. Pengujian Integrasi end-to-end

Setelah masing-masing komponen diuji, dilakukan pengujian integrasi untuk memastikan alur sistem berjalan berkesinambungan: data diakuisisi oleh perangkat IoT, dikirim dan tersimpan pada layanan *cloud*, diproses oleh *backend* dan modul kecerdasan buatan, kemudian hasilnya dikirimkan kembali untuk ditampilkan pada aplikasi seluler. Keberhasilan pengujian integrasi ditentukan berdasarkan kemampuan sistem dalam menjaga konsistensi aliran data serta memastikan aplikasi menampilkan pembaruan data dan hasil prediksi sesuai respons *backend* tanpa kesalahan fungsional.

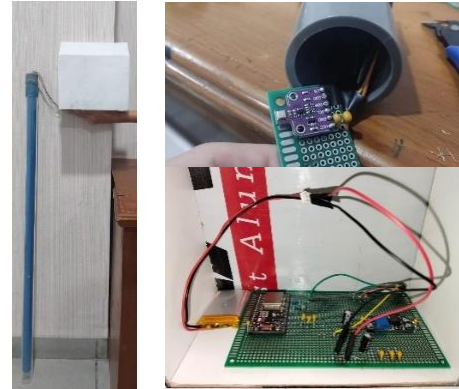
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil IoT

Bagian ini menyajikan hasil pengujian dan evaluasi kinerja perangkat IoT Floovia dalam mengestimasi tinggi muka air menggunakan sensor tekanan barometrik dengan pendekatan tabung terbalik. Evaluasi difokuskan pada kestabilan pembacaan pada kondisi statis, respons terhadap gangguan permukaan air, serta kemampuan sistem mengikuti perubahan tinggi muka air pada kondisi dinamis. Gambar 4, menunjukkan prinsip kerja sistem, sedangkan Gambar 5 menampilkan realisasi fisik perangkat yang digunakan dalam pengujian.



Gambar 4. Konsep IoT



Gambar 5. Prototipe IoT

1. Pengujian Kondisi Statis

Pengujian statis dilakukan pada wadah ember (± 17 liter; $30 \text{ cm} \times 25 \text{ cm}$) dan *litter box* ($50 \text{ cm} \times 35 \text{ cm} \times 16 \text{ cm}$) untuk mengevaluasi kestabilan estimasi pada permukaan air tenang. Hasil pengujian pada wadah ember, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6, memperlihatkan hubungan linier yang baik antara estimasi sistem IoT dan nilai referensi dengan variasi pembacaan yang relatif rendah.

Pada wadah *litter box*, hasil pada Gambar 7 menunjukkan pola linier yang serupa, meskipun dengan fluktuasi yang lebih besar. Perbedaan ini mengindikasikan bahwa luas penampang yang lebih kecil meningkatkan sensitivitas terhadap gangguan kecil pada permukaan air. Namun demikian, tidak ditemukan penyimpangan sistematis, sehingga estimasi tetap representatif pada kondisi statis.

2. Pengujian dengan Gangguan Permukaan

Pengujian gangguan permukaan dilakukan pada wadah *litter box* ($50 \text{ cm} \times 35 \text{ cm} \times 16 \text{ cm}$) dengan menggerakkan permukaan air secara terkontrol guna merepresentasikan riak atau gelombang kecil. Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 8, fluktuasi estimasi meningkat akibat perubahan tekanan jangka pendek yang dipicu oleh dinamika permukaan air. Meskipun demikian, nilai estimasi tetap berada di sekitar nilai referensi, yang menunjukkan bahwa gangguan terutama memengaruhi kestabilan sesaat tanpa menimbulkan bias sistematis.

3. Pengujian Kondisi Dinamis

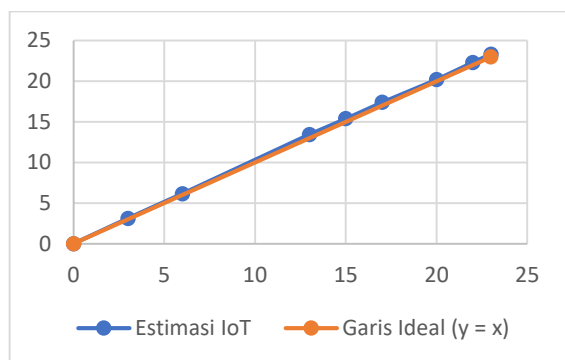
Pengujian dinamis dilakukan menggunakan wadah dispenser (± 20 liter; $47 \text{ cm} \times 27 \text{ cm}$) dengan dua skenario penurunan tinggi muka air, yaitu cepat dan lambat. Respons sistem terhadap kedua skenario tersebut ditunjukkan pada Gambar 9. Pada penurunan cepat, estimasi menunjukkan deviasi yang lebih besar akibat keterbatasan respons temporal perangkat. Sebaliknya, pada penurunan gradual, sistem mampu mengikuti tren perubahan tinggi muka air dengan lebih stabil dan akurat.

4. Kinerja Keseluruhan IoT

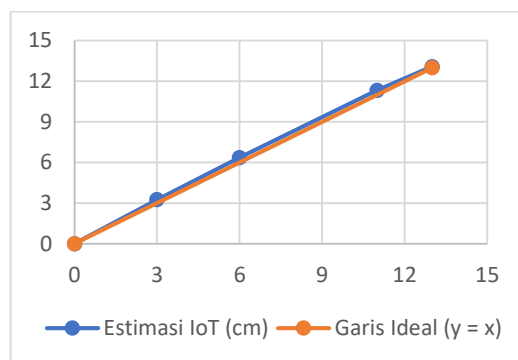
Evaluasi kinerja keseluruhan perangkat IoT Floovia dirangkum pada Tabel 1, yang menyajikan nilai MAE, RMSE, dan standar deviasi untuk setiap skenario pengujian, meliputi kondisi statis, gangguan permukaan, serta perubahan tinggi muka air secara cepat dan gradual.

TABEL 1
KINERJA IoT

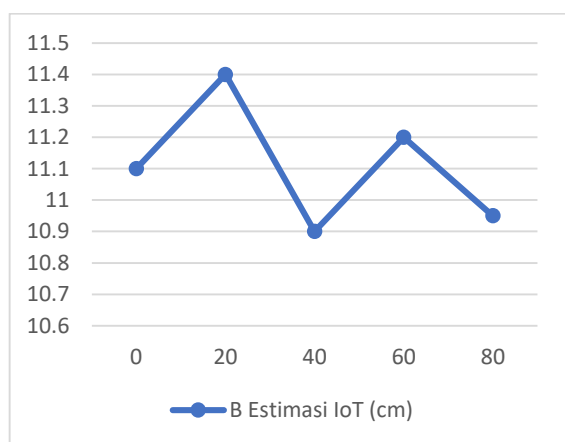
Skenario Pengujian	Karakteristik Media	MAE (cm)	RMSE (cm)	Standard Deviation
Ember Statis	Penampang besar, air tenang	0,599	0,659	0,012
Litter Box Statis	Penampang lebih kecil	0,272	0,308	0,067
Litter Box Bergoyang	Gangguan Permukaan	0,204	0,410	0,267
Dispenser Surut Cepat	Perubahan Cepat	0,989	1,205	0,339
Dispenser Surut Lambat	Perubahan gradual	0,661	0,763	0,216



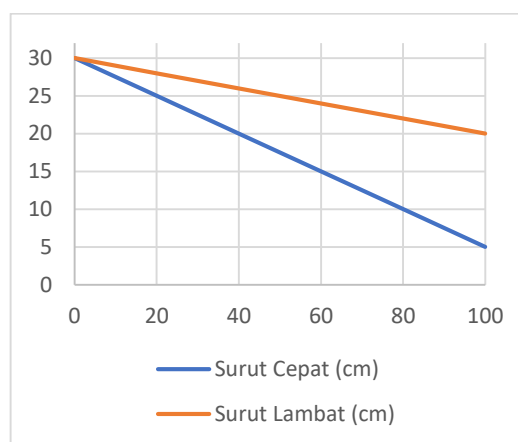
Gambar 6. Perbandingan tinggi muka air hasil estimasi sistem IoT dan nilai referensi pada wadah ember statis. Garis ideal ($y = x$) menunjukkan kondisi tanpa galat. Satuan dalam sentimeter (cm).



Gambar 7. Perbandingan tinggi muka air hasil estimasi sistem IoT dan nilai referensi pada wadah litter box statis. Garis ideal ($y = x$) merepresentasikan kesesuaian sempurna. Satuan dalam sentimeter (cm)



Gambar 8. Fluktuasi tinggi muka air hasil estimasi sistem IoT terhadap waktu pada wadah litter box dengan gangguan permukaan air. Sumbu menunjukkan tinggi (cm) dan waktu (detik).



Gambar 9. Respon sistem IoT terhadap penurunan tinggi muka air pada wadah dispenser dengan laju perubahan berbeda (surut cepat dan surut lambat). Sumbu menunjukkan tinggi (cm) dan waktu (detik).

Hasil pengujian menunjukkan bahwa pendekatan berbasis tekanan mampu mempertahankan akurasi estimasi pada berbagai kondisi operasional. Pada skenario statis, nilai MAE berada pada rentang 0,272–0,599 cm dengan standar deviasi yang rendah, menunjukkan kesesuaian yang baik antara estimasi sistem dan nilai referensi tanpa indikasi bias sistematis. Hal ini mengonfirmasi bahwa mekanisme pengukuran berbasis tekanan memberikan respons yang stabil pada permukaan air tenang.

Pada kondisi gangguan permukaan, terjadi peningkatan fluktuasi jangka pendek yang tercermin dari kenaikan standar deviasi, namun nilai MAE tetap relatif kecil, mengindikasikan bahwa gangguan terutama memengaruhi kestabilan sesaat tanpa menyebabkan penyimpangan sistematis terhadap nilai referensi. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis tekanan memiliki ketahanan yang baik terhadap dinamika permukaan air. Karakteristik tersebut sejalan dengan prinsip pengukuran berbasis tekanan yang tidak bergantung pada kestabilan pantulan permukaan, sehingga secara konseptual lebih toleran terhadap riak atau turbulensi dibandingkan metode non-kontak.

Pada skenario penurunan cepat, peningkatan error (MAE 0,989 cm) lebih dipengaruhi oleh keterbatasan respons temporal sistem dan interval sampling dibandingkan oleh prinsip pengukuran itu sendiri. Sebaliknya, pada penurunan gradual, sistem mampu mengikuti tren perubahan tinggi muka air dengan lebih konsisten (MAE 0,661 cm), menunjukkan bahwa pendekatan tabung terbalik efektif untuk dinamika perubahan yang realistis pada genangan jalan perkotaan. Secara keseluruhan, perangkat IoT Floovia menghasilkan rata-rata MAE sebesar 0,545 cm pada rentang pengujian hingga 30 cm, yang ekuivalen dengan deviasi relatif sekitar 1,82%, menunjukkan bahwa sistem memiliki tingkat presisi dan stabilitas yang memadai untuk implementasi pemantauan genangan jalan secara *real-time*.

A. Hasil AI

Penelitian ini memiliki kesamaan dengan studi *Time Series Prediction Based on LSTM–Attention–LSTM Model* dalam pemanfaatan LSTM sebagai metode utama untuk pemodelan data deret waktu. Penelitian sebelumnya mengusulkan pengembangan arsitektur LSTM yang dikombinasikan dengan mekanisme attention guna meningkatkan

kemampuan model dalam menangkap dependensi jangka panjang dan meningkatkan akurasi prediksi pada data *time series*.

Perbedaan utama terletak pada pendekatan pemodelan dan tujuan implementasi sistem. Pada penelitian sebelumnya, fokus diarahkan pada pengembangan arsitektur model *deep learning* yang lebih kompleks untuk meningkatkan performa prediksi secara algoritmik, dengan data yang bersifat historis dan terstruktur. Sementara itu, penelitian ini menggunakan model LSTM konvensional yang dilatih menggunakan dataset publik dari *Kaggle* yang relevan dengan fenomena banjir dan data hidrologi [22].

Selain itu, meskipun proses pelatihan model dilakukan menggunakan data historis dari *Kaggle*, hasil model LSTM diintegrasikan dengan IoT untuk mendukung proses inferensi dan penyajian informasi secara *real-time* pada aplikasi seluler. Dengan demikian, kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi antara IoT dengan model kecerdasan buatan yang telah dilatih dan aplikasi seluler, sehingga memungkinkan penyediaan informasi prediksi surut banjir dan tingkat risiko secara praktis dan aplikatif bagi masyarakat.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM yang digunakan mampu memberikan performa prediksi yang stabil dan konsisten untuk kebutuhan sistem, meskipun menggunakan arsitektur yang lebih sederhana dibandingkan model *LSTM-Attention-LSTM*. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan yang lebih ringan namun terintegrasi secara menyeluruh tetap efektif untuk mendukung sistem mitigasi bencana berbasis teknologi. Sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2, model LSTM memperoleh nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,766. Nilai ini mengindikasikan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 76% variasi data aktual, sehingga dapat dikatakan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang cukup akurat.

Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur LSTM efektif dalam menangkap pola temporal pada data yang digunakan. Meskipun demikian, masih terdapat selisih antara nilai prediksi dan data aktual yang mengindikasikan adanya faktor lain yang belum sepenuhnya ditangkap oleh model, sehingga pengembangan lebih lanjut seperti optimasi hyperparameter atau penambahan variabel input dapat dilakukan untuk meningkatkan performa model.

TABEL 2.
PERBANDINGAN DENGAN STUDI SEBELUMNYA

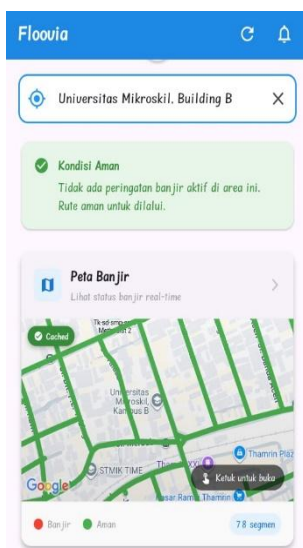
Aspek Perbandingan	Penelitian <i>Time Series Prediction Based on LSTM-Attention-LSTM</i>	Penelitian Ini (Floovia)
Metode Utama	LSTM-Attention-LSTM	LSTM konvensional
Pendekatan Arsitektur	Penggabungan LSTM dengan mekanisme attention untuk menangkap dependensi jangka panjang	LSTM sederhana tanpa attention
Data yang digunakan	Data <i>time series</i> historis yang terstruktur	Dataset publik dari <i>Kaggle</i> terkait banjir dan data hidrologi
Lingkup Implementasi	Fokus pada evaluasi performa algoritmik	Integrasi model AI dengan sistem IoT dan aplikasi seluler
Mode Operasional	Analisis berbasis data historis	Inferensi <i>real-time</i> berbasis data sensor IoT
Hasil Evaluasi	Fokus pada peningkatan akurasi model	$R^2 = 0,766$ ($\approx 76\%$ variasi data dapat dijelaskan)

A. Hasil Aplikasi

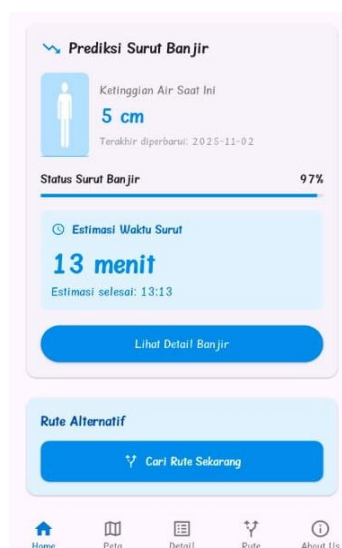
Berdasarkan hasil analisis kebutuhan sistem, peneliti mengembangkan aplikasi Floovia dengan antarmuka yang sederhana dan mudah digunakan untuk mendukung pemantauan banjir serta pengambilan keputusan di lapangan. Pengembangan dilakukan berdasarkan skenario penggunaan agar setiap fungsi berjalan baik dan terintegrasi dengan layanan *backend*. Aplikasi menyediakan fitur utama berupa peta status banjir, detail kondisi jalan, prediksi waktu surut, dan rekomendasi rute alternatif yang diperbarui mengikuti data terbaru. Rancangan fitur tersebut memungkinkan informasi diakses cepat dan mendukung respons yang lebih efisien saat terjadi banjir.

1. Tampilan Halaman Home/ Dashboard

Pada halaman *Home*, aplikasi menyediakan akses cepat ke fitur utama melalui komponen antarmuka berbasis *widget*, meliputi minimap peta banjir, kartu informasi prediksi surut banjir, serta tombol pintasan menuju fitur rute alternatif, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 10. dan Gambar 11. Data yang disajikan pada antarmuka utama diperoleh melalui mekanisme akuisisi data berlapis. Pertama, data spasial pada minimap diambil melalui integrasi API yang menyinkronkan koordinat geografis titik banjir secara *real-time*. Kedua, informasi pada kartu prediksi surut dihasilkan dari proses ekstraksi data sensor ketinggian air yang dikirim ke *cloud server*, kemudian diproses menggunakan LSTM untuk menentukan estimasi waktu surut berdasarkan pola historis fluktuasi ketinggian air.



Gambar 10. Halaman Home



Gambar 11. Halaman Home

2. Tampilan Halaman Peta

Pada halaman peta, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 12, aplikasi menyajikan peta digital dengan lapisan status banjir pada segmen jalan yang divisualisasikan melalui pewarnaan rute, sehingga kondisi tiap ruas dapat dipahami secara cepat. Visualisasi lapisan status banjir dilakukan menggunakan mekanisme client-side filtering. Data mentah koordinat dan status jalan ditarik dari backend dalam satu permintaan awal, kemudian aplikasi melakukan pemfilteran secara lokal berdasarkan bounding box yang tertangkap oleh layar pengguna. Pendekatan ini bertujuan untuk meminimalkan latency saat pengguna melakukan navigasi peta, karena sistem tidak perlu melakukan permintaan data ulang ke server setiap kali posisi kamera peta berubah.



Gambar 12. Halaman Peta

3. Tampilan Halaman Detail

Pada halaman detail, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 13 dan Gambar 14, aplikasi menyajikan informasi banjir secara lebih rinci untuk ruas jalan yang dipilih. Fitur ini juga memuat ringkasan kondisi terkini, termasuk ketinggian air saat ini serta estimasi prediksi waktu surut banjir. Grafik juga disajikan untuk memvisualisasikan perubahan ketinggian air dalam rentang waktu tertentu beserta indikator status, sehingga pengguna dapat memahami tren kondisi dan menilai tingkat risiko secara lebih cepat sebelum menentukan tindakan atau rute perjalanan.



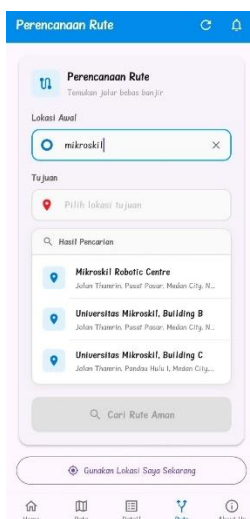
Gambar 13. Halaman Detail Banjir



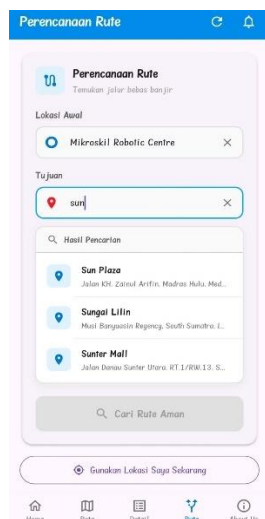
Gambar 14. Halaman Detail Banjir

4. Tampilan Halaman Rute

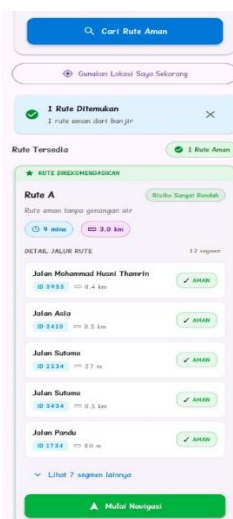
Pada halaman rute, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 15, Gambar 16, Gambar 17, dan Gambar 18, aplikasi menyediakan modul perencanaan rute aman yang membantu pengguna menghindari ruas jalan terdampak banjir. Pengguna dapat memasukkan lokasi awal dan tujuan melalui kolom pencarian, atau menggunakan opsi lokasi saat ini sebagai titik awal. Setelah rute pencarian selesai, aplikasi menampilkan rute yang direkomendasikan beserta ringkasan informasi, seperti estimasi waktu tempuh, jarak, tingkat risiko, serta daftar segmen jalan yang dilalui sekaligus status keamanannya. Informasi ini memungkinkan pengguna menilai kelayakan rute sebelum memulai navigasi. Selain rute reguler, aplikasi juga menyediakan fitur rute darurat serta aksi cepat untuk mendukung pengambilan keputusan secara lebih responsif dalam kondisi banjir atau situasi mendesak. Data pada halaman rute dikelola melalui integrasi antara Google Directions API dan *database* internal. Aplikasi mengambil beberapa alternatif rute yang disediakan oleh API, kemudian melakukan analisis segmen jalan secara mandiri di sisi klien. Setiap segmen pada rute tersebut divalidasi silang dengan data banjir yang ada di memori lokal. Sistem kemudian melakukan *sorting* rute berdasarkan bobot risiko terendah dan durasi perjalanan. Dengan demikian, rute yang ditampilkan di posisi teratas bukan hanya rute tercepat secara geografis, melainkan rute dengan tingkat keamanan optimal terhadap genangan banjir.



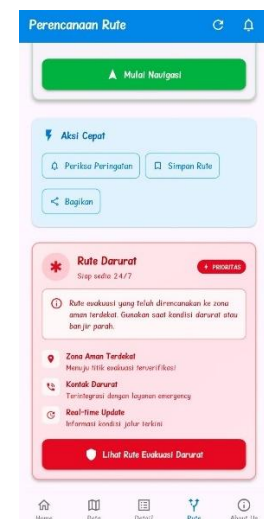
Gambar 15. Halaman Perencanaan Rute: Memasukkan Lokasi Saat ini



Gambar 16. Halaman Perencanaan Rute: Memasukkan Lokasi Tujuan

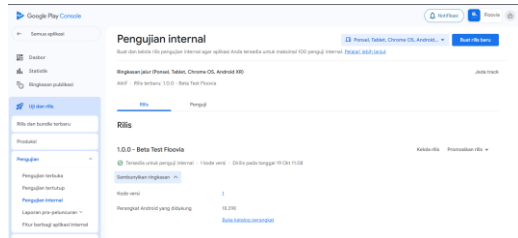


Gambar 17. Halaman Perencanaan Rute: Hasil Pencarian Rute untuk kondisi jalan aman.

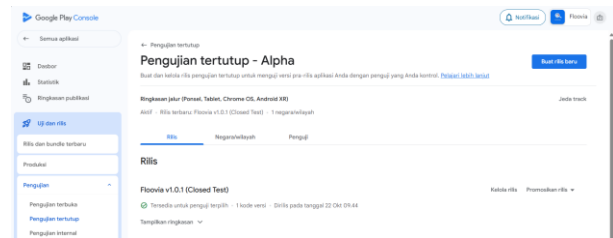


Gambar 18. Perencanaan Rute: Hasil Pencarian Rute untuk kondisi jalan tidak aman.

Pengujian aplikasi Floovia dilakukan melalui fase Pengujian Internal dan Pengujian Tertutup pada Google Play Console untuk memastikan stabilitas dan kesesuaian sistem. Pengujian internal pada Gambar 19 berfokus pada evaluasi fungsi utama dan integrasi *backend* oleh tim pengembang, sedangkan pengujian tertutup pada Gambar 20 melibatkan pengguna eksternal untuk memvalidasi penggunaan dalam skenario realistik serta mengumpulkan umpan balik.



Gambar 19. Pengujian Internal



Gambar 20. Pengujian Tertutup

TABEL 3.
HASIL *BLACK-BOX TESTING*

<i>Use Case</i>	<i>Deskripsi</i>	<i>Test Case</i>	<i>Observed Results</i>	<i>Status</i>
Melihat Dashboard Ringkas Floovia	<i>User</i> mencari data banjir untuk lokasi tertentu di Medan.	A. Menekan kolom pencarian B. Memasukkan kata kunci = "Mikroskil Gedung B". C. Memilih "Mikroskil Gedung B" dari hasil pencarian. D. Shortcut masing-masing page pada setiap widget.	A. Aplikasi berhasil memperbarui data dengan lokasi "Mikroskil Gedung B" pada halaman <i>Home</i> . B. Shortcut tidak terdapat masalah.	Valid
Melihat Peta Status Banjir	<i>User</i> melihat kondisi status banjir.	E. Menekan kolom pencarian. F. Memasukkan kata kunci = "Mikroskil Gedung B". G. Memilih "Mikroskil Gedung B".	Aplikasi berhasil menampilkan informasi detail pada halaman detail.	Valid
Melihat Detail Jalan	<i>User</i> melihat informasi detail, termasuk ketinggian air terkini, data 11 jam sebelumnya, dan prediksi surut.	A. Menekan kolom pencarian. B. Memasukkan kata kunci = "Mikroskil Gedung B". C. Memilih "Mikroskil Gedung B" dari hasil pencarian.	Aplikasi berhasil menampilkan informasi detail pada halaman detail.	Valid
Menentukan Rute Jalan	<i>User</i> mencari rute dari lokasi asal ke lokasi tujuan.	A. Menekan kolom lokasi awal. B. Memasukkan kata kunci = "Mikroskil Gedung B". C. Menekan kolom lokasi tujuan. D. Menekan kata kunci = "Sun Plaza". E. Menekan tombol "Mencari Rute".	Aplikasi berhasil menampilkan beberapa rute alternatif lengkap dengan status setiap segment.	Valid

IV. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan FLOOVIA, sebuah sistem cerdas pemantauan genangan banjir berbasis *Internet of Things* (IoT) dan kecerdasan buatan yang terintegrasi dalam aplikasi seluler navigasi terpadu. Penggunaan sensor tekanan barometrik terbukti andal dalam mengakuisisi data tinggi muka air secara *real-time*, menghasilkan tingkat akurasi tinggi dengan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 0,545 cm dan rata-rata kesalahan di bawah 1 cm pada rentang pengujian hingga 30 cm. Pada sisi pemodelan, algoritma kecerdasan buatan terbukti mampu menangkap pola temporal untuk memprediksi estimasi waktu surut genangan secara akurat, ditunjukkan oleh perolehan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,76. Seluruh hasil akuisisi dan prediksi tersebut diimplementasikan ke dalam antarmuka aplikasi seluler yang dilengkapi fitur rekomendasi rute alternatif guna mendukung pengambilan keputusan masyarakat dalam menghindari area genangan air. Meskipun tujuan mitigasi dampak banjir telah tercapai, sistem saat ini masih bersifat reaktif terhadap genangan yang sudah terjadi dan pemodelannya masih bertumpu pada data univariat. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat difokuskan pada optimalisasi algoritma kompensasi suhu sensor, penambahan instrumen sensor debit air, serta integrasi data curah hujan untuk membentuk model multivariat. Kemudian, sistem prediksi surut banjir dapat dikembangkan dengan integrasi data BMKG secara langsung melalui

API untuk memperoleh informasi cuaca secara *real-time*. Selain itu, penggunaan sensor tambahan, seperti sensor curah hujan berbasis IoT, berpotensi menambah variabel masukan yang lebih aktual sehingga memungkinkan peningkatan performa prediksi dan nilai akurasi R^2 . Pembaruan tersebut bertujuan untuk mentransformasi sistem ini menjadi sebuah sistem peringatan dini (*early warning system*) yang sesungguhnya, di mana aplikasi tidak hanya memprediksi waktu surut genangan, tetapi juga mampu memprediksi potensi kemunculan banjir secara proaktif sebelum genangan air merendam infrastruktur jalan.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih atas dukungan pendanaan dan fasilitas dalam pelaksanaan penelitian ini yang diberikan oleh Universitas Mikroskil. Apresiasi dan ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Program Kreativitas Mahasiswa (PKM) melalui Direktorat Pembelajaran dan Kemahasiswaan (BELMAWA), Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia atas hibah pendanaan yang telah diberikan sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik Kota Medan, *statistik-daerah-kota-medan-2024*, vol. 10. Medan: Badan Pusat Statistik Kota Medan, 2024.
- [2] I. Triawati, A. N. Rakhmawati, and W. Nursamhuda, "Analisis Luas Daerah Rawan Banjir Kota Medan Berbasis Sistem Informasi Geografis (SIG)," 2025.
- [3] Sahala Fransiskus Marbun, Rut Fany Theresia Situmeang, Ludista Masindi, and Yudha Rmapea, "Analisis Ketinggian Banjir di Kota Medan Tahun 2024," *Sosial Simbiosis : Jurnal Integrasi Ilmu Sosial dan Politik*, vol. 2, no. 4, pp. 93–102, Dec. 2025, doi: 10.62383/sosial.v2i4.2630.
- [4] Y. Anshary SMA Negeri, T. Bertong, S. Barat, K. Sumbawa Barat, and N. Tenggara Barat, "Pengembangan sistem mitigasi bencana banjir berbasis internet of things (IoT) di Kabupaten Sumbawa Barat," Apr. 2023.
- [5] D. C. Parameswari and H. Warsono, "Efektivitas Aplikasi Sistem Peringatan Dini dalam Upaya Mitigasi Bencana Banjir di Kota Jakarta," Dec. 2024.
- [6] M. J. Sitepu and F. Azmi, "Penelitian Asli Rancang Bangun Monitoring Ketinggian Air Berbasis IoT untuk Deteksi Dini Banjir pada Bendungan Sungai Deli," 2025, [Online]. Available: <https://e-journal.sari-mutiara.ac.id/index.php/7>
- [7] A. C. Dublin *et al.*, "A Novel Cost-Effective Pressure Sensor Based Flood Monitoring System with IoT," *ASEAN Engineering Journal*, vol. 14, no. 3, pp. 53–61, Sep. 2024, doi: 10.11113/aej.V14.20668.
- [8] K. Schwaber and J. Sutherland, "The Scrum Guide The Definitive Guide to Scrum: The Rules of the Game," Nov. 2020.
- [9] I. N. Dewi and E. Irawan, "Aplikasi Kehadiran Pegawai berbasis Geolokasi dengan Framework Flutter," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 12, no. 3, p. 453, Jul. 2024, doi: 10.26418/justin.v12i3.77370.
- [10] D.A. Lantana and Fauziah, "Design Thinking dan Inovasi," 2025.
- [11] S. Ansori, P. Hendradi, and S. Nugroho, "Penerapan Metode Design Thinking dalam Perancangan UI/UX Aplikasi Mobile SIPROPMAWA," *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 4, no. 4, pp. 1072–1081, Jul. 2023, doi: 10.47065/josh.v4i4.3648.
- [12] Michael Lewrick, "Design Thinking for Business Growth," 2022.
- [13] M. Price, "Barometric water-level fluctuations and their measurement using vented and non-vented pressure transducers," *Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology*, vol. 42, no. 2, pp. 245–250, Nov. 2009, doi: 10.1144/1470-9236/08-084.
- [14] V. Kurnia Bakti, A. Basit, W. Eko Nugroho, M. Nishom, P. Studi Teknik Komputer, and P. Harapan Bersama, "Perbandingan Hasil Nilai Baca Konsumsi Air Antara Sensor Water flow YF-B6 dan YF-S201 dalam Penggunaan Internet of Things," vol. 9, no. 1, 2024.
- [15] Bosch Sensortec GmbH, "Modifications reserved |Data subject not change without notice | Printed in Germany BME680-Application Note BME680 Self-test application note," Reutlingen, May 2018.
- [16] Infineon Technologies AG, "Digital XENSIV™ Barometric Pressure Sensor for Portable Devices Product Description," Munich, Oct. 2020. [Online]. Available: www.infineon.com
- [17] T. Perumal, N. Mustapha, R. Mohamed, and F. M. Shiri, "A Comprehensive Overview and Comparative Analysis on Deep Learning Models," *Journal on Artificial Intelligence*, vol. 6, no. 1, pp. 301–360, 2024, doi: 10.32604/jai.2024.054314.
- [18] Ranjodh Singh Dhaliwal, Théo Lepage-Richer, and Lucy Suchman, "Neural Networks," 2024. doi: 10.14619/0832.
- [19] Alex Sherstinsky, "Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) Network," Mar. 2020.
- [20] Flutter, "Flutter multi platform." Accessed: Feb. 21, 2026. [Online]. Available: <https://flutter.dev/multi-platform>
- [21] H. P. Ramadhan, C. Kartiko, and A. Prasetiadi, "Monitoring Kualitas Air Tambak Udang Menggunakan NodeMCU, Firebase, dan Flutter," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 6, no. 1, Apr. 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i1.2365.
- [22] X. Wen and W. Li, "Time Series Prediction Based on LSTM-Attention-LSTM Model," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 48322–48331, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3276628.