

Rancang Bangun Sistem IoT Monitoring Kadar Gula pada Minuman

Design and Development of an IoT-Based Beverage Sugar Monitoring System

Sarosa Castrena Abadi^{1*}, Dzulhaqqi Nur Fadhilah², Nur Wisma Nugraha³

^{1,2,3} Program Studi Teknologi Rekayasa Informatika Industri, Politeknik Manufaktur Bandung, Bandung, Indonesia

*e-mail: sarosa@ae.polman-bandung.ac.id ; dzulhaqqin@gmail.com ; nurwismanugraha@gmail.com

Received:
29.05.2026

Revised:
30.08.2026

Accepted:
21.09.2026

Available online:
06.10.2026

Abstrak: Konsumsi minuman tinggi gula sulit dipantau secara objektif, khususnya pada minuman racikan yang tidak mencantumkan informasi kandungan gula secara lengkap. Penelitian ini bertujuan mengembangkan BrixCare, sistem pemantauan berbasis Internet of Things yang menerima data derajat Brix, mencatat riwayat konsumsi, menghitung estimasi gula berbasis Brix, dan mengklasifikasikan risiko konsumsi secara kontekstual. Penelitian menggunakan pendekatan Research and Development dengan metode pengembangan perangkat lunak Prototype. Sistem mengintegrasikan Message Queuing Telemetry Transport, backend Flask, basis data MySQL, model Decision Tree, dan dashboard web. Pengujian meliputi penerimaan data, penanganan pesan duplikat, pengujian fungsional, pengukuran latensi dan jitter, serta evaluasi model menggunakan pembagian data secara stratified. Hasil menunjukkan ingestion data valid sebesar 100% dan packet loss 0% pada 30 paket komunikasi. Rata-rata latensi round-trip adalah 65,85 ms, sedangkan rata-rata latensi steady-state setelah fase warm-up adalah 49,96 ms. Model Decision Tree menghasilkan akurasi 99,40% dan macro F1-score 98,67% pada 500 data uji. Hasil tersebut menunjukkan keberhasilan integrasi perangkat lunak dan konsistensi model terhadap dataset sintetis, tetapi belum membuktikan generalisasi terhadap perilaku konsumsi nyata atau validitas klinis.

Kata kunci: Internet of Things; Brix; Decision Tree; estimasi gula; klasifikasi risiko

Abstract: High sugar consumption from beverages is difficult to monitor objectively, particularly for mixed drinks that do not provide complete nutritional information. This study aims to develop BrixCare, an Internet of Things-based monitoring system that receives Brix data, records consumption history, calculates a Brix-based sugar estimate, and classifies consumption risk contextually. The research uses a Research and Development approach with a Prototype software development method. The system integrates Message Queuing Telemetry Transport, a Flask backend, a MySQL database, a Decision Tree model, and a web dashboard. Testing covered data ingestion, duplicate-message handling, functional testing, latency and jitter measurement, and model evaluation using a stratified data split. The results show 100% ingestion of valid data and zero packet loss for 30 communication packets. The average round-trip latency was 65.85 ms, while the steady-state average after connection warm-up was 49.96 ms. The Decision Tree achieved 99.40% accuracy and a macro F1-score of 98.67% on 500 test samples. These findings demonstrate successful software integration and consistency with the synthetic dataset, but do not yet establish generalization to real-world consumption behavior or clinical validity.

Keywords: Internet of Things; Brix; Decision Tree; sugar estimation; risk classification

1. PENDAHULUAN

Perubahan gaya hidup modern telah meningkatkan konsumsi makanan dan minuman siap saji, termasuk kopi susu, teh boba, minuman bersoda, dan berbagai produk siap minum. Asupan gula dari minuman menjadi perhatian dalam pencegahan penyakit tidak menular karena konsumsi gula berlebih berkaitan dengan peningkatan risiko gangguan metabolik. Sejumlah penelitian menunjukkan hubungan konsumsi gula dengan diabetes melitus dan faktor risiko obesitas [1], [2]. Dalam konteks pemantauan konsumsi sehari-hari, kebutuhan tidak hanya terletak pada pencatatan jumlah konsumsi, tetapi juga pada tersedianya informasi yang dapat ditelusuri dan disajikan kepada pengguna secara cepat.

Masalah praktis yang ditemukan adalah konsumen sulit mengetahui tingkat kemanisan minuman secara objektif, khususnya pada minuman racikan yang tidak mencantumkan informasi kandungan gula secara lengkap. Penilaian berdasarkan rasa bersifat subjektif. Derajat Brix banyak digunakan sebagai indikator padatan terlarut pada produk pangan dan minuman, dan pengembangan sensor Brix diarahkan pada pengukuran yang lebih cepat serta integrasi dengan sistem monitoring [3], [4], [5], [6]. Namun, Brix merupakan ukuran total padatan terlarut dan tidak

secara langsung memisahkan sukrosa dari komponen terlarut lain. Oleh sebab itu, pada penelitian ini Brix diposisikan sebagai parameter untuk menghitung estimasi gula berbasis asumsi sistem, bukan sebagai pengukuran kadar sukrosa secara langsung.

Penelitian terdahulu menunjukkan dua arah yang relevan. Pertama, Internet of Things telah digunakan untuk pemantauan kesehatan secara real-time, termasuk komunikasi data melalui protokol Message Queuing Telemetry Transport [7], [8]. Kedua, Decision Tree telah digunakan untuk klasifikasi kesehatan dan risiko diabetes karena struktur keputusannya relatif mudah diinterpretasikan [9], [10], [11]. Penelitian mengenai sensor Brix juga telah membahas pengukuran Brix secara daring, tetapi tidak mengintegrasikannya dengan pencatatan riwayat konsumsi dan klasifikasi risiko berbasis profil pengguna [12]. Dengan demikian, terdapat kesenjangan pada integrasi pengukuran Brix, komunikasi IoT, data logging, klasifikasi risiko berbasis konteks pengguna, dan visualisasi monitoring dalam satu alur perangkat lunak.

Kesenjangan tersebut menjadi dasar pengembangan BrixCare. Sistem menerima data simulasi yang merepresentasikan keluaran perangkat pengukur, mengirimkannya melalui MQTT, memvalidasi dan menyimpan data pada MySQL, menghitung estimasi gula berbasis Brix dan volume, melakukan klasifikasi menggunakan Decision Tree, serta menyajikan hasil melalui dashboard web. Lingkup penelitian difokuskan pada perangkat lunak, sedangkan sensor, mikrokontroler, dan rangkaian pengirim data merupakan bagian dari proyek kolaborasi. Dengan demikian, pengujian yang dilaporkan pada artikel ini memvalidasi rantai pengolahan data perangkat lunak dan belum merupakan validasi sensor atau pengukuran cairan secara fisik.

Kebaruan penelitian terletak pada integrasi komunikasi IoT, data logging, klasifikasi risiko context-aware, dan visualisasi monitoring dalam satu purwarupa perangkat lunak. Posisi penelitian dibandingkan penelitian terdahulu dirangkum pada Tabel 1. Kontribusi penelitian juga mencakup pembuktian end-to-end melalui perbandingan data yang dikirim, hasil hitung manual, acknowledgement backend, dan tampilan dashboard/riwayat. Tujuan penelitian adalah merancang dan membangun aplikasi monitoring minuman berbasis IoT yang mampu menerima dan menyimpan data Brix, menghitung estimasi gula berbasis volume, serta menerapkan Decision Tree untuk mengklasifikasikan risiko konsumsi berdasarkan nilai Brix dan profil pengguna.

2. TINJAUAN PUSTAKA *Internet of Things*

Internet of Things memungkinkan perangkat fisik terhubung melalui jaringan dan bertukar data secara otomatis. Dalam BrixCare, arsitektur dibagi menjadi lapisan persepsi, jaringan, pemrosesan, dan aplikasi. Lapisan persepsi merupakan bagian perangkat keras kolaborasi, sedangkan penelitian ini berfokus pada lapisan jaringan, pemrosesan, dan aplikasi. Data hasil pengukuran dipublikasikan melalui Message Queuing Telemetry Transport, diproses backend, disimpan pada MySQL, dan disajikan melalui dashboard [7], [8].

2.1. *Internet of Things*

Internet of Things memungkinkan perangkat fisik terhubung melalui jaringan dan bertukar data secara otomatis. Dalam BrixCare, arsitektur dibagi menjadi lapisan persepsi, jaringan, pemrosesan, dan aplikasi. Penelitian ini berfokus pada lapisan jaringan, pemrosesan, dan aplikasi karena akuisisi fisik sensor berada di luar lingkup penelitian. Data hasil pengukuran dikirim melalui MQTT, diproses pada backend, disimpan pada MySQL, dan disajikan melalui dashboard [7].

2.2. *Drajat Brix sebagai Parameter Pengukuran*

Refraktometri memanfaatkan perubahan indeks bias untuk memperkirakan konsentrasi zat terlarut. Derajat Brix digunakan untuk menyatakan konsentrasi padatan terlarut dan secara historis dikaitkan dengan gram sukrosa dalam 100 gram larutan [3], [5]. Pada minuman, nilai Brix tidak hanya berasal dari sukrosa sehingga interpretasi sebagai kadar gula perlu dibatasi. BrixCare menggunakan Brix sebagai parameter sistem untuk menghasilkan estimasi gula berbasis volume; hasil tersebut merupakan estimasi untuk kebutuhan purwarupa dan bukan pengukuran langsung kadar sukrosa [5], [12].

2.3. *Derajat Tree Classifier*

Decision Tree merupakan metode supervised learning yang memodelkan keputusan melalui struktur pohon yang terdiri atas root, node internal, cabang, dan leaf. Pada BrixCare, model digunakan untuk mengelompokkan risiko konsumsi menjadi Aman, Perlu Dibatasi, dan Risiko Tinggi. Input yang disediakan sistem meliputi Brix, suhu, usia, activity_level, dan medical_condition. Namun, hasil pelatihan menunjukkan bahwa activity_level belum berkontribusi pada struktur pohon karena aturan pelabelan dataset belum menggunakan variabel tersebut secara eksplisit. Decision Tree dipilih karena interpretabilitasnya memungkinkan jalur keputusan ditelusuri dari input menuju leaf [9], [10], [11].

$$\text{Gini}(t) = 1 - \sum_i p(i|t)^2 \quad (1)$$

Dataset yang digunakan berjumlah 2.500 sampel sintetis. Data dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian secara stratified. Pencarian hyperparameter dilakukan dengan GridSearchCV dan StratifiedKFold lima bagian dengan optimasi F1-macro. Model terpilih menggunakan criterion entropy, max_depth 7, min_samples_split 5, dan ccp_alpha 0, dengan kedalaman aktual tujuh level dan 29 leaf. Karena label dibangkitkan secara deterministik dari aturan bisnis, evaluasi model pada dataset ini terutama mengukur konsistensi model dalam merekonstruksi aturan tersebut, bukan generalisasi terhadap data konsumsi nyata.

2.4. *Peramalan Runtun Waktu*

BrixCare juga menyediakan modul peramalan konsumsi gula. Modul ini menghasilkan proyeksi tujuh hari dan peringatan dini pada dashboard. Pada penelitian ini fungsi forecasting diposisikan sebagai fitur purwarupa karena pengujiannya masih menggunakan data historis hasil seeding/simulasi dan belum menggunakan data longitudinal konsumsi nyata [13].

2.5. *Message Queuing Telemetry Transport, Flask, dan MySQL*

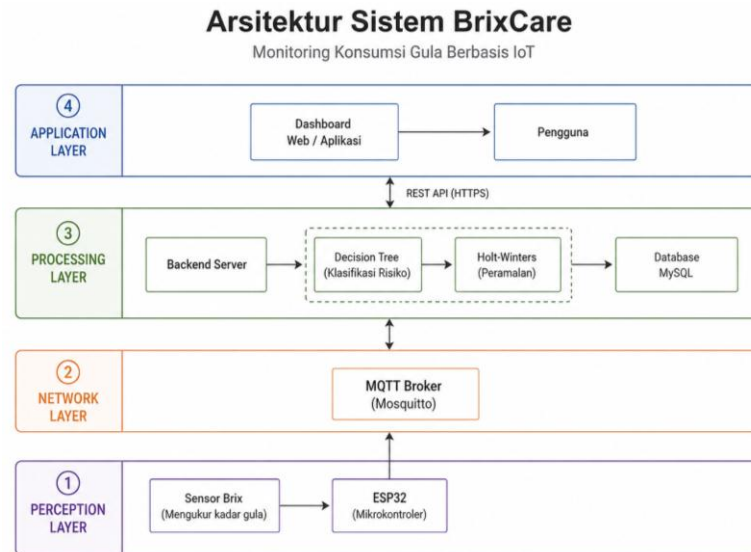
Message Queuing Telemetry Transport menerapkan model publish/subscribe yang memisahkan publisher, broker, dan subscriber. Pada BrixCare, simulator atau perangkat pengirim bertindak sebagai publisher, Mosquitto sebagai broker, dan backend Flask sebagai subscriber. Protokol ini digunakan untuk membangun jalur komunikasi data real-time antara sumber data dan backend [7]. Flask digunakan untuk memproses payload dan menyediakan layanan backend, sedangkan MySQL menyimpan data pengguna, profil biometrik, perangkat, log konsumsi, dan hasil forecast.

3. METODE

3.1 *Pendekatan dan Tahapan Pengembangan*

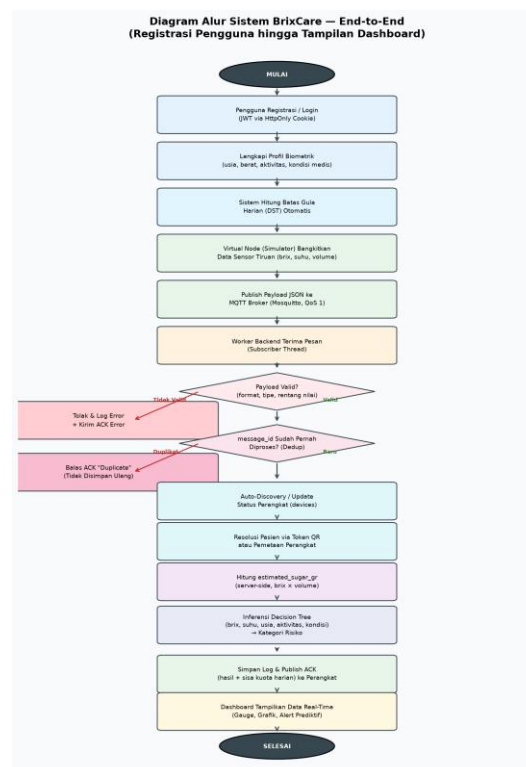
Penelitian menggunakan pendekatan Research and Development karena keluaran penelitian berupa produk perangkat lunak BrixCare yang dibangun dan diuji. Dalam kerangka tersebut digunakan metode Prototype. Tahapan pengembangan meliputi analisis kebutuhan, quick design, construction, serta testing dan feedback. Siklus iteratif digunakan agar kesalahan pada penerimaan data, logika klasifikasi, penyimpanan, maupun antarmuka dapat diperbaiki.

Fokus penelitian adalah perangkat lunak. Perangkat keras seperti sensor kapasitif, mikrokontroler, dan rangkaian pengirim data merupakan bagian proyek kolaborasi. Data masukan berupa data simulasi yang dirancang merepresentasikan karakteristik keluaran perangkat pengukur. Simulator menghasilkan nilai Brix, suhu cairan, volume, kelembapan, baterai, device_id, dan message_id.



Gambar 3.1. Arsitektur Sistem BrixCare

Arsitektur pada Gambar 1 memisahkan fungsi sistem menjadi empat lapisan. Perception layer menyediakan data pengukuran; network layer mengirim data melalui Message Queuing Telemetry Transport; processing layer menjalankan validasi, perhitungan, Decision Tree, forecasting, dan penyimpanan; application layer menampilkan hasil kepada pengguna. Pemisahan ini memungkinkan pengujian dilakukan pada setiap komponen sekaligus secara end-to-end [7].



Gambar 3.2. Diagram Alur Sistem BrixCare

Alur pada Gambar 2 dimulai dari registrasi pengguna dan pengisian profil biometrik. Simulator membangkitkan payload dan mempublikasikannya ke broker. Backend menerima payload, melakukan validasi, memeriksa message_id untuk deduplikasi, menghubungkan data dengan profil pengguna, menghitung estimasi gula, menjalankan klasifikasi, menyimpan hasil, dan

mengirim acknowledgement. Dashboard menarik hasil untuk ditampilkan dalam bentuk indikator, grafik, riwayat, dan peringatan.

Model Decision Tree dibangun dari 2.500 sampel sintetis yang dibuat untuk merepresentasikan kombinasi nilai Brix dan konteks pengguna. Label Aman, Perlu Dibatasi, dan Risiko Tinggi dibangkitkan secara deterministik melalui fungsi aturan bisnis yang digunakan pada generator dataset. Variabel yang tersedia dalam dataset meliputi Brix, suhu, usia, activity_level, dan medical_condition. Dari pemeriksaan struktur pohon, Brix menjadi pemisah awal pada sekitar 7,64 °Bx, medical_condition menjadi pemisah penting berikutnya, dan user_age muncul pada cabang tertentu. Activity_level bernilai nol pada kontribusi model karena belum dimasukkan secara eksplisit ke aturan pelabelan.

Pseudocode pelabelan:

- 1) Hitung estimasi gula = $(\text{Brix}/100) \times \text{volume_ml}$.
- 2) Bentuk konteks pengguna dari usia, medical_condition, dan batas konsumsi harian.
- 3) Evaluasi aturan bisnis label_risk terhadap Brix dan konteks pengguna.
- 4) Tetapkan satu label: Aman, Perlu Dibatasi, atau Risiko Tinggi.
- 5) Simpan fitur input dan label ke dataset.

Catatan: activity_level tersedia sebagai fitur input sistem, tetapi belum digunakan dalam aturan label yang menghasilkan dataset penelitian. Dengan demikian, Decision Tree tidak menghasilkan label; model mempelajari pola yang terbentuk dari label deterministik tersebut.

Tabel 3.1. Pembuktian Lima Arah Pengolahan Data

Subset	Aman	Perlu Dibatasi	Risiko Tinggi	Total
Pelatihan (80%)	475	270	1.755	2.000
Pengujian (20%)	95	54	351	500
Total	570	324	2.106	2.500

Pembagian data dilakukan secara stratified sehingga proporsi ketiga kelas dipertahankan pada data pelatihan dan pengujian. Distribusi berdasarkan support pada 500 data uji menghasilkan 95 sampel Aman, 54 sampel Perlu Dibatasi, dan 351 sampel Risiko Tinggi. Dengan pembagian 80:20 yang stratified, distribusi total diperkirakan terdiri atas 475 Aman, 270 Perlu Dibatasi, dan 1.755 Risiko Tinggi pada keseluruhan 2.500 sampel. Dominasi Risiko Tinggi berasal dari distribusi label yang dibangkitkan oleh aturan bisnis dataset, bukan dari pengambilan data pasien nyata. Oleh karena itu, ketidakseimbangan kelas merupakan karakteristik dataset sintetis yang harus dipertimbangkan saat menafsirkan metrik model.

3.2 Perhitungan Estimasi Gula

Estimasi gula pada sistem dihitung dari nilai Brix dan volume minuman. Karena Brix merupakan indikator total padatan terlarut, bukan pengukuran langsung sukrosa, persamaan berikut digunakan sebagai pendekatan komputasional yang konsisten untuk kebutuhan purwarupa. Hasilnya harus dibaca sebagai estimasi gula berbasis Brix, bukan pengukuran laboratorium kadar gula.

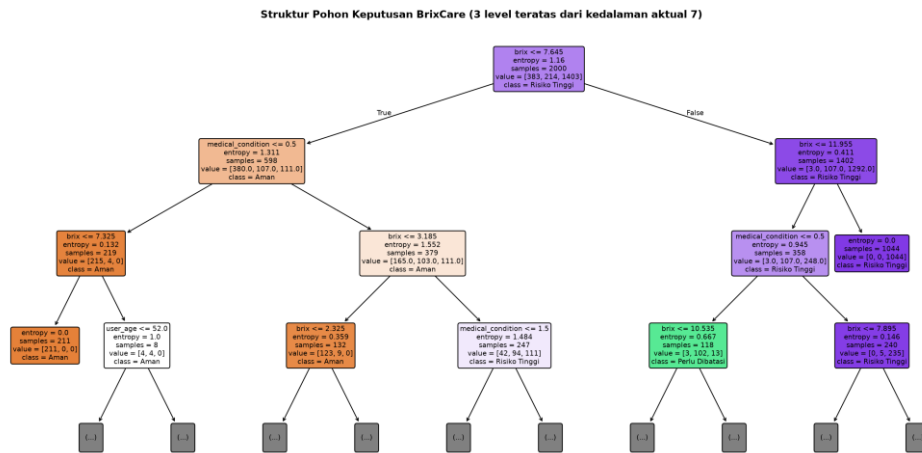
$$\text{estimated_sugar_gr} = (\text{Brix} / 100) \times \text{volume_ml} \quad (2)$$

Nilai estimasi kemudian diakumulasikan sebagai konsumsi harian dan dibandingkan dengan batas yang tersimpan pada profil pengguna. Sisa kuota dihitung dari batas harian dikurangi akumulasi konsumsi. Proses ini mendukung fungsi monitoring, tetapi tidak mengubah keterbatasan bahwa sumber input Brix belum divalidasi menggunakan cairan fisik pada penelitian ini.

3.3 Perancangan Decision Tree

Model Decision Tree dibangun dari 2.500 data sintetis. Data dibagi secara stratified menjadi 2.000 sampel pelatihan dan 500 sampel pengujian. GridSearchCV dengan StratifiedKFold lima bagian digunakan untuk memilih kombinasi hyperparameter dengan optimasi F1-macro. Hasil pencarian memilih criterion entropy, max_depth 7, min_samples_split 5, dan ccp_alpha 0.0. Struktur pohon yang dihasilkan mempunyai kedalaman aktual tujuh level dan 29 leaf. Karena label target telah ditentukan melalui rule bisnis, tujuan Decision Tree pada tahap ini adalah mempelajari

representasi pohon dari rule tersebut dan menguji konsistensi prediksi terhadap data yang disisihkan, bukan membuktikan keabsahan rule sebagai standar klinis.

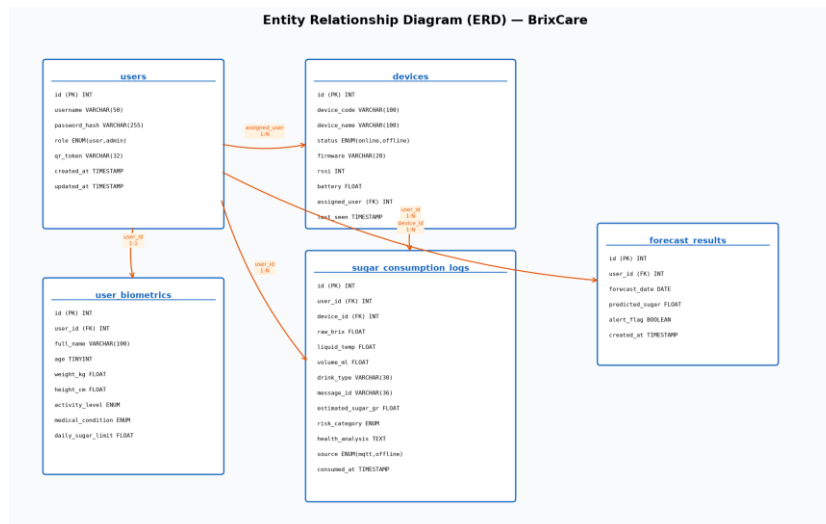


Gambar 3.3. Struktur Decision Tree Terpilih

Hasil penelusuran struktur pohon menunjukkan Brix sebagai pemisah awal. Root memisahkan Brix pada sekitar 7,64 °Bx, kemudian kondisi medis menjadi pemisah penting pada cabang berikutnya. KTI juga menunjukkan bahwa usia muncul pada cabang tertentu, sedangkan activity_level mempunyai kontribusi nol pada model aktual karena aturan pelabelan dataset belum memasukkan variabel tersebut.

3.4 Perancangan Basis Data

Basis data MySQL terdiri atas lima tabel utama, yaitu users, user_biometrics, devices, sugar_consumption_logs, dan forecast_results. Tabel sugar_consumption_logs menjadi data logger utama yang menyimpan user_id, device_id, raw_brix, liquid_temp, volume_ml, drink_type, message_id, estimated_sugar_gr, risk_category, health_analysis, source, dan consumed_at.



Gambar 3.4. Entity Relationship Diagram BrixCare

3.5 Teknik Pengujian

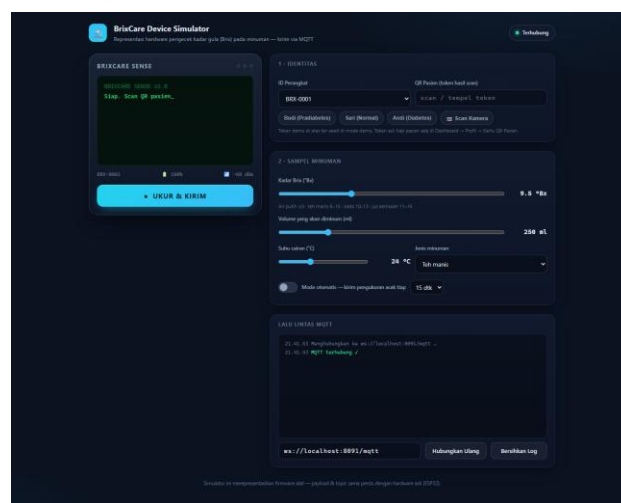
Pengujian dilakukan pada komunikasi data, fungsionalitas, pembuktian perhitungan, kinerja komunikasi, dan model machine learning. Pengujian fungsional menggunakan black-box dengan Equivalence Partitioning dan Boundary Value Analysis. Rentang Brix valid adalah 0–35 °Bx; nilai 35,1 °Bx digunakan sebagai contoh input di luar batas. Pengujian komunikasi

membandingkan payload yang dipublikasikan dengan data yang tersimpan pada MySQL. Pengujian kinerja mengukur round-trip latency dan jitter menggunakan 30 payload dengan interval 0,3 detik. Evaluasi model menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Macro F1 digunakan sebagai metrik penting karena ketiga kelas tidak memiliki jumlah sampel yang sama.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Implementasi Sistem

Simulator perangkat diimplementasikan sebagai halaman web yang terhubung ke broker Mosquitto melalui WebSocket. Simulator menyediakan panel identitas, panel sampel minuman, dan panel lalu lintas Message Queuing Telemetry Transport. Parameter Brix dapat diatur pada rentang 0–35 °Bx, sedangkan volume dan suhu dapat disesuaikan. Payload dipublikasikan pada topik `brixcare/{device_id}/data` dan acknowledgement diterima melalui topik `brixcare/{device_id}/ack`.



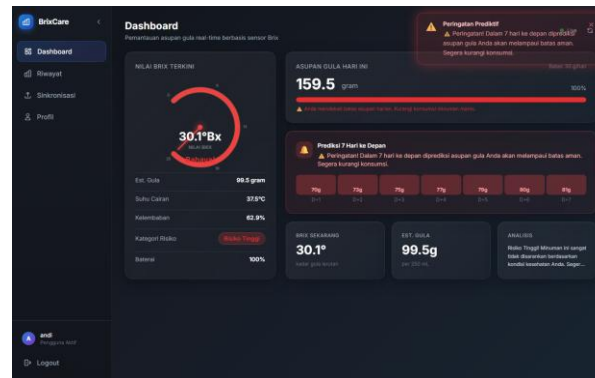
Gambar 4.1. Simulator Data BrixCare

Dashboard merupakan antarmuka utama untuk memantau kondisi terkini dan riwayat konsumsi. Sistem menampilkan nilai Brix, asupan gula harian, kategori risiko, dan proyeksi tujuh hari.



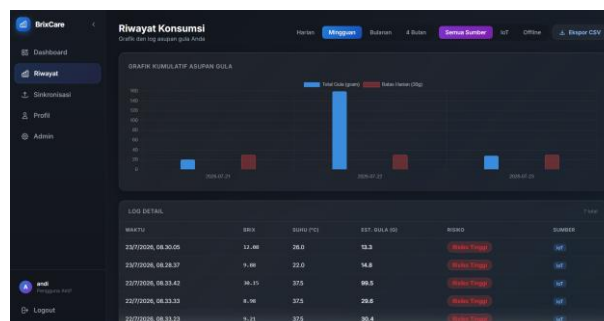
Gambar 4.2. Dashboard Pengguna Budi

Pada profil Budi yang digunakan dalam KTI, nilai 7,5 °Bx ditampilkan pada zona perhatian dan dashboard juga menampilkan peringatan prediktif ketika proyeksi melewati batas yang digunakan sistem.



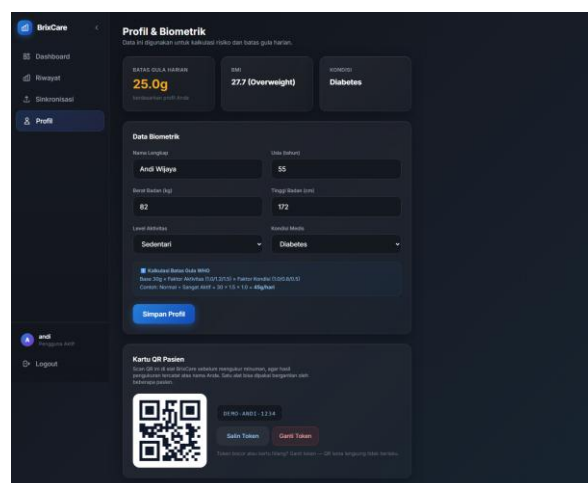
Gambar 4.3. Dashboard Pengguna Andi

Pada profil Andi dengan kondisi diabetes, KTI menunjukkan skenario Brix tinggi dengan nilai 30,1 °Bx dan estimasi asupan 159,5 gram. Dashboard menampilkan zona bahaya, kategori Risiko Tinggi, serta indikator prediksi yang konsisten.



Gambar 4.4. Halaman Riwayat Konsumsi

Halaman riwayat menyajikan grafik kumulatif dan tabel log yang memuat waktu, Brix, suhu, estimasi gula, kategori risiko, dan sumber data. Tersedia filter periode dan ekspor CSV sehingga hasil pengukuran terdokumentasi sebagai data historis.



Gambar 4.5. Halaman Profil dan Biometrik Pengguna

Halaman profil menyimpan informasi biometrik, batas gula harian, BMI, kondisi medis, serta identitas QR pasien. Data profil menjadi konteks yang digunakan model Decision Tree.

4.2. Implementasi Sistem

Pengujian fungsional dilakukan pada partisi valid dan tidak valid. Nilai Brix 28,9 °Bx untuk profil diabetes menghasilkan Risiko Tinggi, sedangkan nilai 1,1 °Bx pada profil normal menghasilkan Aman. Pengujian batas dilakukan pada Brix 0 °Bx, 35 °Bx, dan 35,1 °Bx untuk memverifikasi validasi rentang input. Hasil tersebut menunjukkan fungsi validasi dan inferensi berjalan sesuai rancangan pada lingkungan simulasi.

Tabel 4.1. Pembuktian Lima Arah Pengolahan Data

No.	Data Dikirim (Brix/Vol/Suhu)	Hitung Manual	Backend ACK	Dashboard	Status
1	3,0/200/22	6,0 g, Aman	6,0 g, Aman	6,0 g, Aman	Sesuai
2	4,0/250/23	10,0 g, Aman	10,0 g, Aman	10,0 g, Aman	Sesuai
3	5,0/300/24	15,0 g, Perlu Dibatasi	15,0 g, Perlu Dibatasi	15,0 g, Perlu Dibatasi	Sesuai
4	6,0/200/25	12,0 g, Perlu Dibatasi	12,0 g, Perlu Dibatasi	12,0 g, Perlu Dibatasi	Sesuai
5	7,0/250/26	17,5 g, Perlu Dibatasi	17,5 g, Perlu Dibatasi	17,5 g, Perlu Dibatasi	Sesuai
6	8,0/300/24	24,0 g, Risiko Tinggi	24,0 g, Risiko Tinggi	24,0 g, Risiko Tinggi	Sesuai
7	9,0/200/23	18,0 g, Risiko Tinggi	18,0 g, Risiko Tinggi	18,0 g, Risiko Tinggi	Sesuai
8	10,0/250/25	25,0 g, Risiko Tinggi	25,0 g, Risiko Tinggi	25,0 g, Risiko Tinggi	Sesuai
9	11,0/300/26	33,0 g, Risiko Tinggi	33,0 g, Risiko Tinggi	33,0 g, Risiko Tinggi	Sesuai
10	12,0/200/24	24,0 g, Risiko Tinggi	24,0 g, Risiko Tinggi	24,0 g, Risiko Tinggi	Sesuai

Pembuktian lima arah memperlihatkan kesesuaian antara data yang dikirim, hasil hitung manual, acknowledgement backend, dan data yang tampil pada dashboard atau riwayat. Kesepuluh skenario menghasilkan status sesuai. Hal ini memperkuat bahwa transformasi data tidak mengubah nilai estimasi gula maupun kategori risiko pada jalur pengolahan.

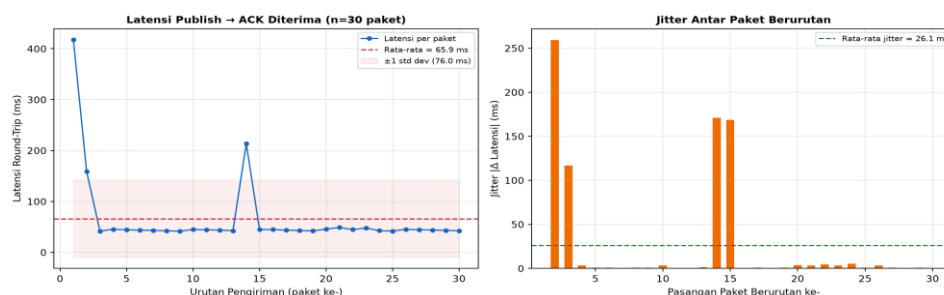
4.3. Kinerja Latensi dan Jitter

Pengukuran latensi round-trip dilakukan terhadap 30 payload yang dikirim berurutan dengan interval 0,3 detik. Pengukuran mencakup jalur publish dari client menuju broker, pemrosesan backend, penyimpanan basis data, publish acknowledgement, dan penerimaan acknowledgement oleh client.

Tabel 4.2. Contoh Hasil Pengukuran Latensi Round-Trip

Paket ke-	Latensi (ms)	Status ACK	Kategori Risiko
1	417,86	ok	Aman
2	158,67	ok	Aman
3	41,78	ok	Aman
4	45,25	ok	Aman
5	44,27	ok	Aman
6	43,53	ok	Perlu Dibatasi
7	43,17	ok	Perlu Dibatasi
8	42,31	ok	Perlu Dibatasi
9	41,54	ok	Perlu Dibatasi
10	44,75	ok	Perlu Dibatasi

Pengujian lengkap 30 paket menghasilkan rata-rata latensi 65,85 ms, minimum 41,54 ms, maksimum 417,86 ms, rata-rata jitter 26,14 ms, dan packet loss 0%.

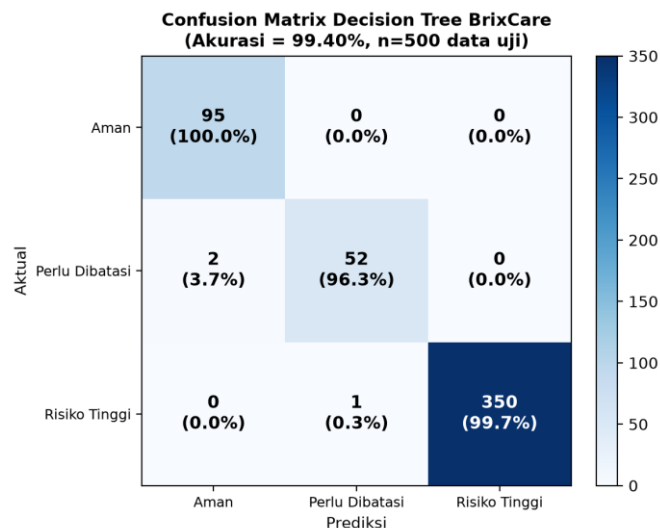


Gambar 4.6. Latency dan Jitter Komunikasi Data IoT

Dua anomali utama ditemukan, yaitu paket pertama dengan latensi 417,86 ms yang berkaitan dengan pembentukan koneksi awal dan paket ke-14 sebesar 213,54 ms yang diduga merupakan jeda sesaat pada pemrosesan backend. Setelah fase warm-up, rata-rata latensi steady-state adalah 49,96 ms dengan median 43,75 ms. Nilai tersebut lebih kecil daripada interval pengiriman 300 ms sehingga pada skenario pengujian tidak terjadi penumpukan paket dan seluruh paket memperoleh acknowledgement [7].

4.4. Evaluasi Model Decision Tree

Evaluasi model dilakukan pada 500 sampel data uji. Confusion matrix menghasilkan 497 prediksi benar dari 500 sampel sehingga akurasi keseluruhan adalah 99,40%. Per kelas, Aman memiliki precision 97,94%, recall 100,00%, dan F1-score 98,96%; Perlu Dibatasi memiliki precision 98,11%, recall 96,30%, dan F1-score 97,20%; sedangkan Risiko Tinggi memiliki precision 100,00%, recall 99,72%, dan F1-score 99,86%. Macro precision, recall, dan F1 masing-masing 98,68%, 98,67%, dan 98,67%. Penggunaan macro F1 penting karena kelas tidak seimbang, sehingga kontribusi setiap kelas terhadap rata-rata evaluasi tetap diperhitungkan secara setara.



Gambar 4.7. Confusion Matrix Model Decision Tree

Tabel 3. Kinerja Model Decision Tree

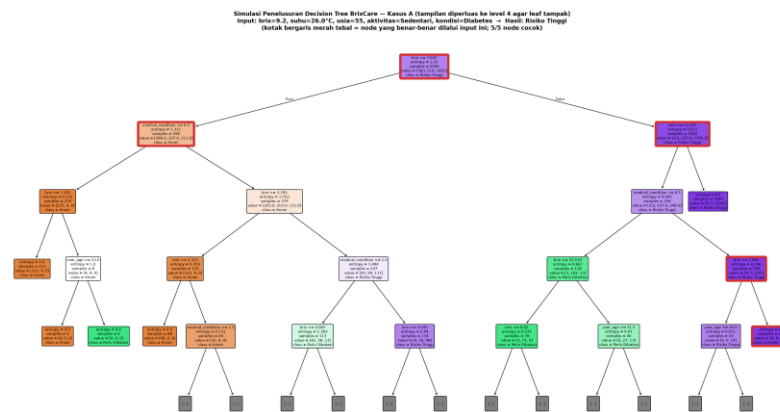
Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Aman	97,94%	100,00%	98,96%	95
Perlu Dibatasi	98,11%	96,30%	97,20%	54
Risiko Tinggi	100,00%	99,72%	99,86%	351
Macro average	98,68%	98,67%	98,67%	500

Nilai akurasi yang tinggi perlu ditafsirkan sesuai sumber data. Dataset 2.500 sampel bersifat sintetis dan labelnya dibangkitkan secara deterministik berdasarkan aturan bisnis. Dengan demikian, akurasi 99,40% terutama menunjukkan bahwa model mampu merekonstruksi aturan yang digunakan untuk membentuk label secara konsisten. Hasil tersebut belum membuktikan kemampuan generalisasi terhadap variasi fisiologis, perilaku konsumsi, atau data pengukuran nyata. Dominasi kelas Risiko Tinggi juga menyebabkan accuracy dapat terlihat tinggi apabila dibandingkan dengan metrik berbasis kelas, sehingga macro F1 sebesar 98,67% digunakan sebagai metrik pendamping. Interpretasi ini penting agar hasil penelitian tidak diklaim sebagai validasi klinis [9], [10], [11].

4.5. Evaluasi Model Decision Tree

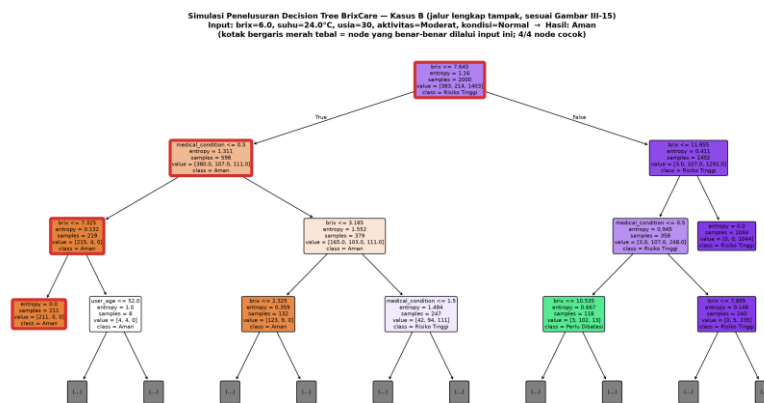
Simulasi penelusuran dilakukan menggunakan model yang telah dilatih serta fungsi `decision_path()` dan `apply()`. Kasus A menggunakan Brix 9,2 °Bx, suhu 26 °C, usia 55 tahun,

aktivitas sedentari, dan kondisi medis diabetes. Jalur keputusan dimulai dari $\text{brix} > 7,645$, dilanjutkan $\text{medical_condition} > 0,5$ dan menghasilkan leaf Risiko Tinggi. Pada leaf tersebut seluruh sampel pelatihan yang mencapai leaf berasal dari kelas Risiko Tinggi sehingga probabilitas model untuk kelas itu adalah 100%. Kasus B menggunakan Brix 6,0 °Bx, suhu 24 °C, usia 30 tahun, aktivitas moderat, dan kondisi medis normal. Jalur dimulai dari $\text{brix} \leq 7,645$ dan $\text{medical_condition} \leq 0,5$ hingga menghasilkan leaf Aman dengan probabilitas model 100%. Angka 100% tersebut merupakan proporsi kelas pada leaf berdasarkan sampel pelatihan, bukan kepastian klinis bahwa pengguna memiliki atau tidak memiliki risiko sebesar 100%.



Gambar 4.8. Simulasi Penelusuran Kasus A

Kasus B menggunakan Brix 6,0 °Bx, suhu 24 °C, usia 30 tahun, aktivitas moderat, dan kondisi medis normal. Jalur dimulai dari $\text{brix} \leq 7,645$ dan $\text{medical_condition} \leq 0,5$ hingga menghasilkan leaf Aman dengan probabilitas 100%.



Gambar 4.9. Simulasi Penelusuran Kasus B

Perbedaan kedua kasus menunjukkan sifat context-aware dari sistem. Nilai Brix diproses bersama konteks kondisi medis dan usia sehingga kategori risiko dapat berubah. Pada model aktual, *activity_level* belum memberikan kontribusi karena variabel tersebut belum dimasukkan dalam aturan pelabelan dataset. Oleh karena itu, personalisasi berdasarkan aktivitas masih merupakan pengembangan lanjutan. Hasil trace juga memperlihatkan bahwa ambang Brix sekitar 7,645 °Bx dan kondisi medis merupakan pemisah penting pada pohon yang terbentuk.

4.6. Evaluasi Model Decision Tree

Secara keseluruhan, temuan penelitian menunjukkan bahwa BrixCare berhasil membentuk rantai pengolahan data yang dapat ditelusuri dari simulator menuju dashboard. Keberhasilan ingestion 100%, packet loss 0%, kesesuaian hitung manual dengan acknowledgement, serta

kesesuaian keluaran model dengan struktur Decision Tree menunjukkan bahwa integrasi perangkat lunak berjalan sesuai rancangan. Kinerja komunikasi setelah fase warm-up juga menunjukkan bahwa arsitektur dapat menjalankan skenario monitoring dengan interval pengiriman 300 ms. Namun, capaian model harus dibatasi pada konsistensi terhadap dataset sintetis dan tidak boleh diposisikan sebagai bukti validitas klinis. Temuan ini juga sejalan dengan penggunaan Decision Tree pada penelitian klasifikasi kesehatan, yang menekankan pentingnya karakteristik dataset dalam interpretasi kinerja model [14], serta dengan penelitian pengembangan sistem digital terintegrasi yang menunjukkan pentingnya keterlacakan alur data dan pengujian sistem sebagai satu kesatuan [15].

Keterbatasan penelitian meliputi empat aspek. Pertama, model klasifikasi dilatih dan diuji menggunakan dataset sintetis dengan distribusi kelas yang tidak seimbang sehingga akurasi tinggi belum dapat digunakan untuk mengklaim generalisasi. Kedua, pengujian komunikasi dilakukan pada simulator dan belum menggunakan sensor serta cairan fisik sehingga noise pengukuran dan gangguan jaringan fisik belum mewakili. Ketiga, *activity_level* belum berkontribusi terhadap prediksi karena aturan pelabelan belum memasukkannya secara eksplisit. Keempat, pengujian komunikasi masih terbatas dan belum merupakan load testing jangka panjang. Kelima, modul forecasting belum divalidasi menggunakan data longitudinal konsumsi nyata. Keterbatasan tersebut menentukan batas interpretasi hasil dan menjadi arah penelitian lanjutan.

5. KESIMPULAN

Penelitian berhasil merancang dan membangun BrixCare sebagai purwarupa sistem Internet of Things untuk monitoring minuman berbasis Brix. Sistem mampu menerima data hasil simulasi melalui MQTT, memprosesnya pada backend Flask, menyimpan riwayat pada MySQL, menjalankan klasifikasi Decision Tree, dan menampilkan hasil pada dashboard. Pengujian payload valid menunjukkan ingestion 100% dan mekanisme deduplikasi *message_id* berhasil mencegah pencatatan ganda.

Kinerja komunikasi pada 30 paket menunjukkan packet loss 0%, rata-rata latency 65,85 ms, dan rata-rata steady-state 49,96 ms. Model Decision Tree memperoleh akurasi 99,40% dan macro F1-score 98,67% pada 500 data uji. Hasil tersebut menunjukkan keberhasilan integrasi perangkat lunak dan konsistensi model terhadap dataset sintetis yang dibangkitkan secara deterministik. Karena Brix merepresentasikan total padatan terlarut dan model dievaluasi menggunakan data sintetis, hasil tersebut belum dapat digunakan untuk mengklaim akurasi pengukuran gula atau generalisasi klinis pada populasi nyata.

Saran pengembangan meliputi penggunaan data konsumsi nyata yang diberi label dan diverifikasi ahli gizi atau tenaga kesehatan, revisi aturan pelabelan agar *activity_level* turut digunakan, validasi forecasting menggunakan data longitudinal nyata, pengujian menggunakan sensor dan cairan fisik, serta load testing dalam durasi dan jumlah perangkat yang lebih besar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. J. P. R. Gani, R. Rahmah, N. N. Aliyati, J. S. Tusi, and P. Sasmito, "Konsumsi gula pasir dan konsumsi serat terhadap kejadian Diabetes Melitus," *Holistik J. Kesehat.*, vol. 17, no. 3, pp. 246–252, 2023, doi: 10.33024/hjk.v17i3.10289.
- [2] A. B. Yamantri and A. A. Rifa'i, "Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Prediksi Faktor Risiko Obesitas Pada Penduduk Dewasa," *J. Komput. Antart.*, vol. 2, no. 3, pp. 118–125, 2024, doi: 10.70052/jka.v2i3.341.
- [3] H. Hamidatun, T. Haniza, and S. Pujilestari, "Karakterisasi fisikokimia dan organoleptik minuman sari tempe dengan penambahan jeruk nipis," *J. Teknol. Pangan dan Kesehat.*, vol. 5, no. 2, pp. 61–65, 2023, doi: 10.36441/jtepakes.v5i2.1884.
- [4] S. R. Sjarif et al., "Proses Kristalisasi pada Produk Gula Cair Nira Aren: Additional Glucose and the Effect of Brix Degree to Inhibit the Crystallization Process in Liquid Sugar Products," *J. Penelit. Teknol. Ind.*, vol. 13, no. 1, pp. 27–36, 2021.
- [5] S. A. Jaywant, H. Singh, and K. M. Arif, "Sensors and Instruments for Brix Measurement: A Review," *Sensors*, vol. 22, no. 6, p. 2290, 2022, doi: 10.3390/s22062290.

- [6] N. Nurussakinah and M. Faisal, “Klasifikasi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Decision Tree,” *J. Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 143–149, 2023, doi: 10.31294/inf.v10i2.15989.
- [7] H. H. Alshammari, “The internet of things healthcare monitoring system based on MQTT protocol,” *Alexandria Eng. J.*, vol. 69, pp. 275–287, 2023, doi: 10.1016/j.aej.2023.01.065.
- [8] A. P. Renold and K. V. Ranjith Kumar, “Design of Internet of Things enabled personalized healthcare device for vital signs monitoring,” *Assistive Technol.*, vol. 14, no. 5, 2022, doi: 10.3233/AIS-220098.
- [9] H. Z. Tayyibah, T. Tuloh, K. Nisa, G. Setyowisnu, R. R. Al-Hakim, and E. R. C. Putri, “Sistem Pendukung Keputusan untuk Klasifikasi Risiko Diabetes Menggunakan Algoritma Decision Tree,” *J. Kolaborasi Riset Sarjana*, vol. 2, no. 3, pp. 9–19, 2025.
- [10] A. S. Biyantoro and B. Prasetyo, “Penerapan Decision Tree untuk Klasifikasi Status Kesehatan dengan perbandingan KNN dan Naive Bayes,” *IJRSE*, vol. 4, no. 1, pp. 47–55, 2024, doi: 10.57152/ijrse.v4i1.1342.
- [11] Eviyanti, Fauziah, M. K. Aulia, and F. Zikri, “Model Klasifikasi Penyakit Diabetes Menggunakan Metode Decision Tree,” *J. Kesehat., Teknol., dan Sains*, vol. 3, no. 2, 2024.
- [12] H. Liu, S. Hu, Y. Meng, J. Chen, Z. Li, J. Li, and Y. Zhang, “Online measurement of syrup brix with microwave open coaxial resonator sensor,” *J. Food Eng.*, vol. 322, p. 110975, 2022, doi: 10.1016/j.jfoodeng.2022.110975.
- [13] S. Ulinuha, T. Wahyu Utami, P. Rismawati Arum, and D. Purwanto, “Comparison of Holt-Winters Exponential Smoothing (HWES) and Singular Spectrum Analysis (SSA) Methods in Forecasting the Number of Passengers at PT KAI in Indonesia,” *J. Data Insights*, vol. 2, no. 2, pp. 44–60, 2024, doi: 10.26714/jodi.v2i2.654.
- [14] A. N. P. Haryadi, W. Setiawan, and D. A. Fatah, “Penerapan Data Mining untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes Menggunakan Metode Decision Tree,” *J. Nas. Komput. Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 6, 2024.
- [15] G. Gunadi, “Pengembangan Sistem Digital Mapping untuk Pemeliharaan dan Pemanenan Kelapa Sawit Berbasis Teknologi Geospasial dan Metode Agile,” *INTECH*, vol. 6, no. 1, pp. 48–57, 2025, doi: 10.54895/intech.v6i1.3021.