

IMPLEMENTASI ALGORITMA *EXTREME GRADIENT BOOSTING* UNTUK DETEKSI DINI DIABETES MELLITUS MENGGUNAKAN MIKROKONTROLLER

Siti Rahmah¹, Gunawan^{*2}, Rifa'atus Shalihah³

¹²³Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Halu Oleo, Kendari

Email: ¹rahmas2804@gmail.com, ²gunawan@uho.ac.id, ³rifaatus.shalihah@uho.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

Abstrak

Diabetes mellitus merupakan penyakit metabolik kronis yang ditandai oleh tingginya kadar glukosa darah akibat gangguan produksi atau kerja insulin. Peningkatan jumlah penderita setiap tahun mendorong perlunya sistem deteksi dini yang mampu mengukur kadar glukosa secara *real-time* dan memprediksi risiko diabetes secara cepat serta akurat. Penelitian ini bertujuan menganalisis kinerja sistem deteksi dini diabetes mellitus berbasis mikrokontroler ESP32 yang menerapkan algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost). ESP32 digunakan untuk membaca data dari sensor optik non-invasif dan mengirimkan data kadar glukosa secara *real-time*, sedangkan XGBoost digunakan untuk mengklasifikasikan status diabetes. Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan ROC-AUC. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan pengukuran kadar glukosa secara *real-time* dan menghasilkan prediksi risiko diabetes dengan nilai *accuracy* sebesar 93,67%–97,67% serta nilai ROC-AUC sebesar 0,9810–0,9991. Variabel *glucose* menjadi faktor paling dominan, sedangkan BMI dan *age* berperan sebagai faktor pendukung. Hasil ini menunjukkan bahwa integrasi ESP32 dan algoritma XGBoost berpotensi menjadi sistem deteksi dini diabetes mellitus yang praktis, efisien, dan *real-time*.

Kata kunci: Diabetes Mellitus, XGBoost, deteksi dini, mikrokontroler, *machine learning*.

Abstract

Diabetes mellitus is a chronic metabolic disease characterized by elevated blood glucose levels caused by impaired insulin production or function. The increasing prevalence of diabetes highlights the need for an early detection system capable of measuring glucose levels in real time and accurately predicting diabetes risk. This study aimed to analyze the performance of an ESP32-based early detection system employing the Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithm. The ESP32 microcontroller was used to acquire data from a non-invasive optical sensor and transmit glucose measurements in real time, while XGBoost was applied to classify diabetes status. Model performance was evaluated using a confusion matrix with accuracy, precision, recall, F1-score, and receiver operating characteristic–area under the curve (ROC-AUC) metrics. The results showed that the proposed system successfully performed real-time glucose monitoring and diabetes risk prediction, achieving an accuracy of 93.67%–97.67% and a ROC-AUC of 0.9810–0.9991. Among the evaluated features, glucose was identified as the most influential predictor, while BMI and age served as supporting factors. These findings demonstrate that the integration of the ESP32 microcontroller and the XGBoost algorithm has the potential to provide a practical, efficient, and real-time solution for early diabetes mellitus detection.

Keywords: Diabetes Mellitus, XGBoost, early detection, microcontroller, machine learning..

1. PENDAHULUAN

Diabetes mellitus merupakan penyakit metabolik kronis yang ditandai dengan tingginya kadar glukosa dalam darah akibat gangguan produksi maupun kerja hormon insulin. Peningkatan jumlah

penderita diabetes setiap tahun menjadikan penyakit ini sebagai salah satu masalah kesehatan global yang memerlukan perhatian serius. Berdasarkan laporan *International Diabetes Federation* (IDF) tahun 2023, jumlah penderita diabetes di dunia mencapai sekitar

537 juta orang dewasa dan diperkirakan terus meningkat pada tahun-tahun mendatang. Indonesia juga termasuk negara dengan jumlah penderita diabetes yang tinggi sehingga diperlukan upaya deteksi dini untuk mengurangi risiko komplikasi akibat keterlambatan penanganan [1]

Fenomena serupa juga terjadi di tingkat daerah. Berdasarkan laporan BLUD UPTD Puskesmas Abeli, Kota Kendari, kasus diabetes mellitus mengalami peningkatan signifikan dalam empat tahun terakhir. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa risiko diabetes mellitus masih cukup tinggi dan sebagian penderita baru terdeteksi setelah muncul gejala lanjut. Oleh karena itu, diperlukan sistem deteksi dini yang mampu membantu proses identifikasi risiko diabetes secara lebih cepat dan akurat.

Metode pemeriksaan kadar gula darah yang umum digunakan saat ini masih bersifat invasif, yaitu dengan mengambil sampel darah menggunakan jarum atau strip uji glukosa. Meskipun metode ini memiliki tingkat akurasi yang baik, penggunaannya secara berulang dapat menimbulkan rasa nyeri, risiko infeksi, serta biaya yang relatif tinggi untuk pemantauan rutin. Selain itu, hasil pengukuran umumnya hanya ditampilkan pada alat sehingga proses pencatatan data masih dilakukan secara manual. Perkembangan teknologi sensor non-invasif memberikan peluang untuk mengatasi permasalahan tersebut dengan memanfaatkan LED inframerah dan *photodiode* untuk mendeteksi perubahan intensitas cahaya yang berkaitan dengan kadar glukosa darah [2]

Kemajuan teknologi mikrokontroler juga membuka peluang dalam pengembangan perangkat kesehatan cerdas berbasis *Internet of Things* (IoT). Salah satu mikrokontroler yang banyak digunakan adalah ESP32 karena memiliki kemampuan pemrosesan data yang cepat, konektivitas Wi-Fi, dan konsumsi daya yang rendah. Mikrokontroler ini dapat diintegrasikan dengan sensor non-invasif untuk melakukan pembacaan kadar glukosa darah secara *real-time* serta menampilkan hasil pengukuran melalui LCD maupun platform berbasis web [3]

Peningkatan keakuratan sistem deteksi dini diabetes mellitus memerlukan dukungan algoritma kecerdasan buatan yang mampu menganalisis pola data secara otomatis. Salah satu algoritma machine learning yang memiliki performa tinggi dalam proses klasifikasi adalah *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost). Algoritma ini merupakan pengembangan dari *Gradient Boosting Decision Tree* yang dirancang untuk menghasilkan proses pelatihan yang lebih cepat dan akurat [4]. XGBoost juga mampu menangani data dalam jumlah besar serta menghasilkan performa klasifikasi yang baik melalui proses optimasi *hyperparameter* [5].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem deteksi dini diabetes mellitus berbasis mikrokontroler menggunakan algoritma *Extreme Gradient Boosting*.

Sistem yang dikembangkan mengintegrasikan sensor non-invasif berbasis LED inframerah dan *photodiode* dengan mikrokontroler ESP32 untuk melakukan pembacaan glukosa secara *real-time*. Data yang diperoleh kemudian diproses menggunakan algoritma XGBoost untuk mengklasifikasikan status diabetes mellitus. Penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan sistem deteksi dini yang lebih praktis, non-invasif, dan efisien sehingga dapat membantu meningkatkan kesadaran masyarakat terhadap pentingnya pemeriksaan diabetes mellitus secara dini.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Diabetes Mellitus

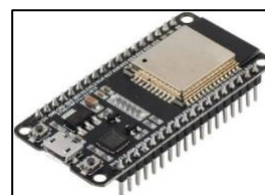
Diabetes Mellitus merupakan penyakit metabolik kronis yang terjadi akibat gangguan fungsi insulin, baik karena penurunan produksi, resistensi insulin, maupun kombinasi keduanya. Kondisi ini menyebabkan peningkatan kadar glukosa darah secara berkelanjutan yang berdampak pada gangguan metabolisme karbohidrat, lemak, dan protein. Peningkatan glukosa yang terus-menerus dapat menimbulkan komplikasi pada pembuluh darah besar dan kecil serta sistem saraf, sehingga meningkatkan risiko penyakit kardiovaskular, gangguan ginjal, stroke, luka kronis pada kaki, infeksi, hingga amputasi [6]

2.2 Definisi *Extreme Gradient Boosting*

Extreme Gradient Boosting (XGBoost) merupakan algoritma *supervised learning* yang digunakan untuk permasalahan klasifikasi dan regresi. Algoritma ini merupakan pengembangan dari *gradient boosting* berbasis *decision tree* yang dirancang untuk meningkatkan efisiensi dan kecepatan pelatihan, termasuk pada dataset berukuran besar. XGBoost bekerja dengan menggabungkan beberapa model lemah menjadi model yang lebih kuat melalui proses pelatihan bertahap, di mana setiap model baru memperbaiki kesalahan (*residual error*) dari model sebelumnya [7].

2.3 ESP32

ESP32 merupakan mikrokontroler yang dikembangkan oleh Espressif Systems dengan modul Wi-Fi dan Bluetooth yang terintegrasi dalam satu chip. Mikrokontroler ini banyak digunakan pada sistem *Internet of Things* (IoT) karena memiliki biaya rendah, konsumsi daya yang efisien, serta kinerja yang tinggi. Dukungan fitur hemat daya menjadikan ESP32 sesuai untuk berbagai aplikasi perangkat pintar dan sistem tertanam [8]



Gambar 2. 1 ESP32

2.4 Sensor LED IR

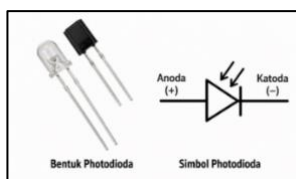
Sensor inframerah (IR) bekerja dengan memancarkan cahaya inframerah melalui LED IR dan mendeteksi pantulannya menggunakan fotodiode atau *phototransistor*. Intensitas cahaya yang diterima bergantung pada karakteristik objek yang dideteksi. Sinyal pantulan kemudian diubah menjadi sinyal listrik dan diproses oleh mikrokontroler untuk mendeteksi kondisi objek [9]



Gambar 2.2 Sensor LED IR

2.5 Sensor Photodiode

Photodiode merupakan sensor cahaya jenis *photoconductive* yang berfungsi mengubah intensitas cahaya menjadi arus atau sinyal listrik. Komponen ini bekerja dengan mendeteksi berbagai jenis cahaya, seperti inframerah, cahaya tampak, dan ultraviolet, kemudian mengubahnya menjadi sinyal yang diproses oleh sistem. *Photodiode* banyak digunakan pada aplikasi penerima sinyal inframerah, sensor cahaya, robot *line follower*, serta berbagai perangkat medis yang memerlukan deteksi cahaya dengan sensitivitas tinggi. Bergantung pada konfigurasi rangkaian, *photodiode* juga dapat menghasilkan logika HIGH atau LOW [10]. Tampilan sensor ditunjukkan pada Gambar 2.3.

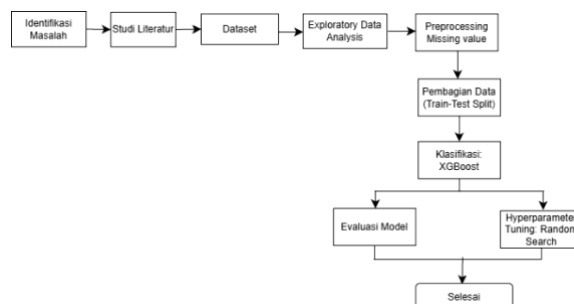


Gambar 2.3 Sensor Photodiode

3. METODE PENELITIAN

3.1 Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian disusun secara sistematis sehingga setiap tahapan dapat dilaksanakan secara terstruktur dan saling berkaitan. Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen dengan membangun sistem deteksi dini diabetes mellitus berbasis mikrokontroler menggunakan algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost). Seluruh tahapan penelitian meliputi proses pengumpulan dan *preprocessing* data, *feature engineering*, pelatihan dan pengujian model. Alur lengkap tahapan penelitian ditampilkan pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Prosedur Penelitian

a. Identifikasi Masalah

Tahap awal penelitian dimulai dengan mengidentifikasi masalah utama yang ingin diselesaikan. Pada proses ini, peneliti menentukan fenomena atau kesenjangan yang terjadi di lapangan, kemudian merumuskan fokus permasalahan secara jelas. Identifikasi masalah menjadi landasan dasar sebelum menentukan tujuan dan arah penelitian selanjutnya

b. Studi Literatur

Peneliti mengkaji berbagai jurnal, buku, dan penelitian terdahulu terkait deteksi dini diabetes menggunakan metode *machine learning*, khususnya algoritma XGBoost. Kajian juga mencakup teknik pendukung seperti *preprocessing* data, *feature engineering*, penanganan *missing value*, normalisasi data, dan optimasi parameter menggunakan *RandomizedSearchCV*. Hasil studi literatur digunakan sebagai dasar dalam menentukan metode dan tahapan penelitian yang sesuai.

c. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui dua pendekatan, yaitu data primer dan data sekunder. Data primer diperoleh melalui pengambilan data secara langsung sebagai representasi kondisi nyata. Sementara itu, data sekunder diperoleh dari dataset diabetes yang bersumber dari *Kaggle* dan *Mendeley Data*. Dataset tersebut berisi data demografis dan parameter klinis terkait faktor risiko diabetes yang digunakan sebagai data pelatihan dan pengujian model. Variabel yang digunakan meliputi *pregnancies*, *glucose*, *blood pressure*, *skin thickness*, *insulin*, *BMI*, *diabetes pedigree function*, *age*, dan *outcome*

d. Exploratory Data Analysis (EDA)

Exploratory Data Analysis dilakukan untuk memahami karakteristik data melalui beberapa visualisasi, seperti *boxplot* untuk mendeteksi *outlier*, *heatmap* untuk melihat korelasi antar variabel, serta *histogram* untuk menganalisis distribusi data pada kelas diabetes dan non-diabetes. Selain itu, digunakan *scatter plot*, *barplot*, dan *pie chart* untuk melihat hubungan antar variabel serta proporsi kejadian diabetes pada kelompok tertentu.

e. *Preprocessing Data*

Preprocessing data dilakukan untuk memastikan dataset memiliki kualitas yang baik dan siap digunakan dalam proses pemodelan. Tahapan yang dilakukan meliputi pemeriksaan struktur dataset, pengecekan *missing value*, visualisasi data awal menggunakan *boxplot*, serta penanganan nilai tidak valid pada beberapa variabel dengan metode penggantian nilai median berdasarkan kelas *outcome*. Selanjutnya dilakukan konversi tipe data numerik, pembentukan fitur baru (*feature engineering*), *encoding* data kategorikal, dan standardisasi data menggunakan *StandardScaler*. Dataset kemudian dipisahkan menjadi variabel fitur (X) dan target (y) untuk digunakan pada proses pelatihan dan pengujian model.

f. *Evaluasi Model*

Performa model klasifikasi dievaluasi menggunakan beberapa metrik yang umum digunakan dalam *machine learning* untuk menilai ketepatan prediksi serta kemampuan model dalam membedakan kelas positif dan negatif. Metrik yang digunakan meliputi *accuracy* untuk mengukur proporsi prediksi yang benar, *precision* untuk mengukur ketepatan prediksi positif, *recall* (*sensitivity*) untuk mengukur kemampuan model dalam mendeteksi kasus positif, serta *F1-score* yang merupakan rata-rata harmonis dari *precision* dan *recall* sehingga memberikan keseimbangan antara kedua metrik tersebut.

g. *Penyimpanan Model*

Tahap akhir pemodelan adalah menyimpan model terbaik yang memiliki performa paling optimal berdasarkan metrik evaluasi, seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Model disimpan dalam format *joblib* atau *.pkl* sehingga dapat digunakan kembali tanpa proses pelatihan ulang. Penyimpanan model bertujuan meningkatkan efisiensi proses implementasi, karena prediksi dapat dilakukan lebih cepat dan mendukung kinerja sistem yang lebih efektif.

3. Sistem Sensor (Hardware)

Metode pengembangan sistem yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Research and Development* (R&D) yang telah disederhanakan menjadi beberapa tahapan utama, yaitu analisis kebutuhan, pengumpulan data, perancangan sistem, pengembangan sistem, pengujian sistem, serta evaluasi sistem. Metode ini digunakan untuk menghasilkan sistem pemesanan dan pelacakan status laundry berbasis *workflow automation* menggunakan platform n8n yang terintegrasi dengan *chatbot WhatsApp* dan notifikasi status layanan.

a. *Planning*

Tahap *Planning* meliputi perencanaan teknis serta kebutuhan sarana dan prasarana dalam

pengembangan alat deteksi dini kadar glukosa darah berbasis mikrokontroler. Alat dirancang secara non-invasif menggunakan LED inframerah dan fotodioda untuk mendeteksi kadar glukosa berdasarkan perubahan intensitas cahaya yang melewati jaringan tubuh.

b. *Analysis*

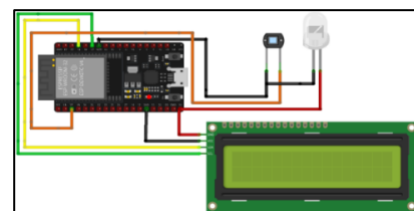
Tahap *Analysis* dilakukan untuk mengidentifikasi permasalahan dan kebutuhan pengguna. Hasil observasi di Puskesmas Abeli menunjukkan bahwa pemeriksaan kadar gula darah masih menggunakan metode invasif dengan *glucose meter*, yang memerlukan pengambilan sampel darah. Sebagai solusi, penelitian ini mengembangkan alat deteksi dini non-invasif berbasis mikrokontroler yang memanfaatkan LED inframerah dan fotodioda untuk mendeteksi kadar glukosa berdasarkan perubahan intensitas cahaya pada jaringan tubuh.

c. *Inception*

Tahap *Inception* dilakukan untuk menganalisis kebutuhan pengguna dan karakteristik data yang digunakan dalam sistem. Sistem dirancang dengan mengintegrasikan algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost), mikrokontroler ESP32, serta sensor LED inframerah untuk memperoleh data kadar glukosa darah secara non-invasif.

d. *Elaboration*

Tahap ini bertujuan menganalisis rancangan sistem deteksi dini diabetes mellitus berbasis ESP32 yang terintegrasi dengan sensor LED inframerah. Hasil analisis diwujudkan dalam rancangan sistem, dengan ESP32 sebagai pusat pemrosesan data, sensor LED inframerah sebagai pendeteksi kadar glukosa, dan LCD I2C 16×2 sebagai media untuk menampilkan hasil pengukuran secara *real-time*.



Gambar 3. 2 Desai Alat

e. *Contruction*

Tahap *Construction* meliputi perakitan perangkat keras dan pengembangan perangkat lunak. Sensor optik, LED inframerah, dan ESP32 diintegrasikan untuk mengukur kadar glukosa melalui pembacaan ADC, kemudian mengirimkan data secara *real-time* ke Firebase melalui koneksi WiFi. Selanjutnya, model XGBoost dilatih menggunakan data primer dan sekunder, kemudian

diimplementasikan pada dashboard berbasis web untuk memprediksi risiko diabetes. Seluruh komponen diuji guna memastikan sistem berfungsi dengan baik.

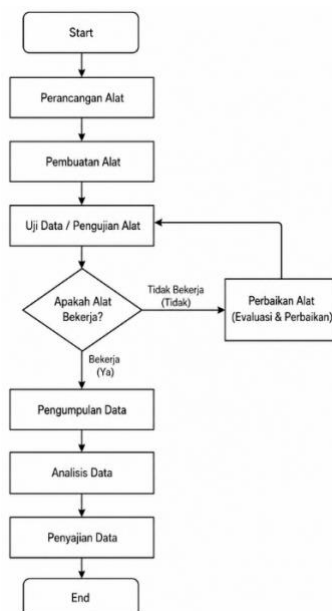
f. *Transition*

Tahap *Transition* meliputi proses perilisan dan pengujian sistem untuk memastikan alat berfungsi sesuai kebutuhan. Kegiatan yang dilakukan mencakup pengambilan data hasil kinerja, evaluasi performa sistem, serta perbaikan dan penyempurnaan berdasarkan hasil pengujian agar sistem berfungsi secara optimal.

g. *Maintenance*

Tahap ini meliputi pemeliharaan sistem untuk memastikan kestabilan dan konsistensi kinerja alat. Pemantauan dilakukan terhadap sensor, mikrokontroler, dan tampilan hasil, serta dilakukan perbaikan apabila ditemukan kendala agar sistem tetap berfungsi optimal.

Diagram alir metodologi penelitian menggambarkan tahapan penelitian, mulai dari perancangan alat, pengembangan perangkat keras, pengujian sensor, pengumpulan data, hingga analisis dan penyajian hasil. Tahapan penelitian secara umum ditunjukkan pada Gambar 3.3.



Gambar 3. 3 Diagram Alir dari Metode Penelitian yang dilakukan

h. Perancangan Alat

Tahap ini diawali dengan perancangan sistem yang meliputi pemilihan sensor, mikrokontroler ESP32, dan alur komunikasi data menuju Firebase. Selain itu, ditentukan desain perangkat keras dan arsitektur sistem yang akan digunakan.

i. Pembuatan Alat

Setelah rancangan ditetapkan, dilakukan perakitan alat dengan mengintegrasikan sensor LED inframerah dan fotodioda ke ESP32, serta pemrograman mikrokontroler untuk membaca nilai ADC, mengonversi data menjadi kadar glukosa (mg/dL), menampilkan hasil pada LCD, dan mengirimkan data ke Firebase.

j. Uji Alat

Tahap ini meliputi pengujian fungsional perangkat untuk memastikan seluruh komponen bekerja sesuai rancangan. Pengujian mencakup pembacaan ADC, konversi kadar glukosa (mg/dL), tampilan pada LCD, serta konektivitas ESP32 dengan Firebase. Jika ditemukan kendala, dilakukan perbaikan pada tahap perancangan dan perakitan alat.

k. Pengumpulan Data

Apabila perangkat telah berfungsi dengan baik, dilakukan pengumpulan data kadar glukosa darah yang dikirimkan secara *real-time* oleh ESP32 ke Firebase. Data tersebut digunakan sebagai dasar analisis dan input model *machine learning*.

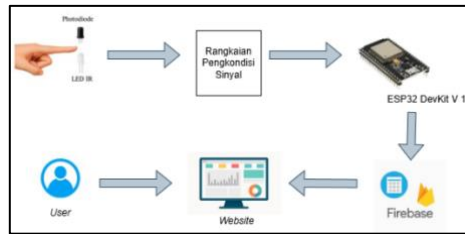
l. Analisis Data dan Pemodelan

Data hasil pengukuran dianalisis untuk mengetahui hubungan nilai ADC dengan kadar glukosa (mg/dL). Selanjutnya, dilakukan pemodelan menggunakan algoritma XGBoost untuk memprediksi risiko diabetes, yang dievaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *AUC*.

m. Penyajian Data

Tahap akhir meliputi penyajian hasil penelitian dalam bentuk tabel, grafik, dan dashboard berbasis web yang terhubung ke Firebase. Hasil pengukuran dan prediksi risiko diabetes ditampilkan untuk memudahkan pengguna dalam memantau kondisi secara *real-time*.

Perancangan perangkat keras sistem terdiri atas ESP32 sebagai mikrokontroler, rangkaian *signal conditioning*, sensor LED inframerah dan fotodioda, serta modul LCD. ESP32 berfungsi mengolah data dan mengendalikan komunikasi antarkomponen, sedangkan *signal conditioning* menstabilkan sinyal dari sensor sebelum hasil pengukuran ditampilkan pada LCD.



Gambar 3. 4 Conceptual Diagram

4 Hasil dan Pembahasan

4.1 Deskripsi Data

Penelitian ini menggunakan 3.080 data, yang terdiri atas 3.000 data sekunder dari Kaggle dan Mendeley Data serta 80 data primer hasil pengumpulan langsung. Dataset memiliki 9 variabel, yaitu 8 variabel independen (*Pregnancies*, *Glucose*, *BloodPressure*, *SkinThickness*, *Insulin*, *BMI*, *DiabetesPedigreeFunction*, dan *Age*) serta 1 variabel dependen (*Outcome*). Hasil *exploratory data analysis* menunjukkan bahwa dataset tidak memiliki *missing value* dan didominasi oleh variabel numerik, sehingga layak untuk tahap *preprocessing* dan pemodelan.

4.2 Analisis deskriptif

Analisis deskriptif dilakukan untuk memahami karakteristik data dan hubungan antarvariabel melalui visualisasi distribusi data, *boxplot*, histogram, dan *heatmap* korelasi. Hasil analisis menunjukkan adanya perbedaan karakteristik antara kelompok diabetes dan non-diabetes. Kelompok diabetes memiliki nilai median yang lebih tinggi pada variabel *Glucose* (140 vs. 107), *BMI* (34,38 vs. 30,98), *BloodPressure* (74 vs. 71), *Insulin* (126 vs. 124), dan *SkinThickness* (30 vs. 29). Temuan ini menunjukkan bahwa individu dengan diabetes cenderung memiliki nilai *Glucose* dan *BMI* yang lebih tinggi, disertai peningkatan pada beberapa variabel klinis lainnya.

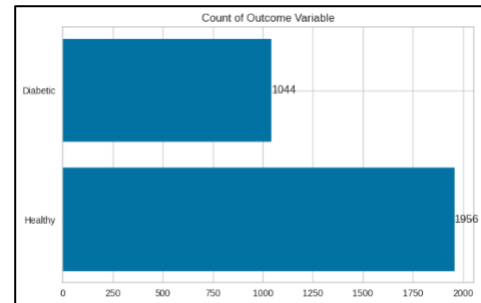
4.3 EDA

Exploratory data analysis dilakukan untuk memahami karakteristik awal dataset diabetes sebelum tahap *preprocessing* dan pemodelan menggunakan algoritma XGBoost. Analisis ini bertujuan mengidentifikasi distribusi data, hubungan antarvariabel, serta keseimbangan kelas pada variabel target (*Outcome*).

4.4 Distribusi Kelas Target

Variabel *Outcome* digunakan sebagai label klasifikasi, dengan nilai 0 menunjukkan *Non-Diabetes* dan nilai 1 menunjukkan *Diabetes*. Distribusi data menunjukkan bahwa kelas *Non-Diabetes* (1.970 data) lebih banyak dibandingkan

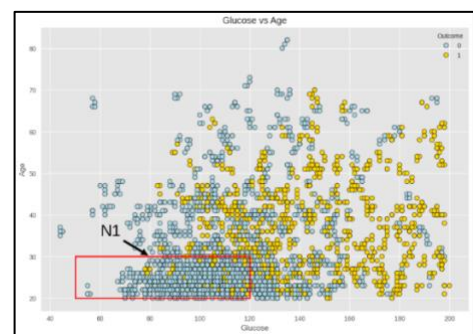
kelas *Diabetes* (1.050 data). Meskipun tidak sepenuhnya seimbang, distribusi tersebut masih memadai untuk proses pelatihan model XGBoost. Distribusi kelas ditunjukkan pada Gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Distribusi Kelas Target

4.5 Analisis Hubungan antara Kadar Glukosa dan usia

Analisis hubungan antara variabel *Glucose* dan *Age* dilakukan untuk mengidentifikasi pola keterkaitan kedua variabel dalam membedakan kelompok diabetes dan non-diabetes. Hasil analisis hubungan tersebut disajikan pada Gambar 4.2.

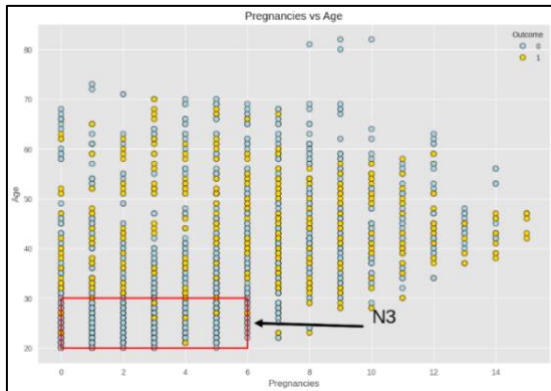


Gambar 4. 2 Analisis Hubungan antara Kadar Glukosa dan usia

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa kelompok *Non-Diabetes* umumnya memiliki kadar glukosa 80–130 mg/dL dengan dominasi usia 20–40 tahun, sedangkan kelompok *Diabetes* cenderung memiliki kadar glukosa di atas 120 mg/dL pada berbagai rentang usia. Meskipun masih terdapat tumpang tindih pada beberapa data, pola sebaran menunjukkan bahwa variabel *Glucose* lebih berpengaruh dalam membedakan status diabetes, sedangkan *Age* berperan sebagai faktor pendukung.

4.6 Analisis Hubungan antara Pregnancies dan Age

Analisis hubungan antara variabel *Pregnancies* dan *Age* dilakukan untuk mengidentifikasi pola keterkaitan kedua variabel dalam membedakan kelompok diabetes dan non-diabetes. Hasil analisis hubungan tersebut disajikan pada Gambar 4.3.

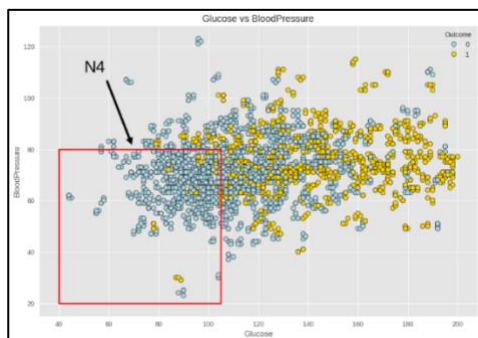


Gambar 4. 3 Analisis Hubungan antara *Pregnancies* dan *Age*

Gambar 4.3 menunjukkan bahwa sebagian besar data berada pada jumlah *Pregnancies* 0–5 dengan usia 20–30 tahun dan didominasi oleh kelompok *Non-Diabetes*. Kelompok *Diabetes* cenderung memiliki usia dan jumlah kehamilan yang lebih tinggi, namun masih terdapat tumpang tindih yang cukup besar antara kedua kelompok. Hal ini menunjukkan bahwa variabel *Pregnancies* lebih berperan sebagai faktor pendukung dalam membedakan status diabetes

4.7 Analisis Hubungan antara Glukosa dan *BloodPressure*

Analisis hubungan antara variabel *Glucose* dan *BloodPressure* dilakukan untuk mengidentifikasi pola keterkaitan kedua variabel dalam membedakan kelompok diabetes dan non-diabetes. Hasil analisis hubungan tersebut disajikan pada Gambar 4.4.



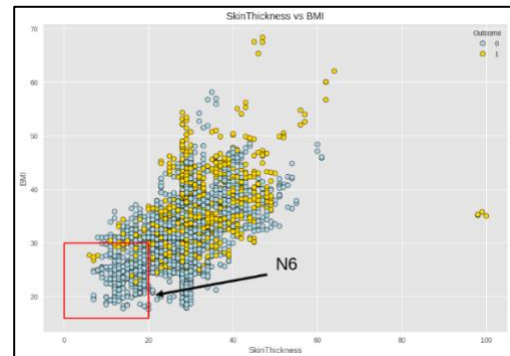
Gambar 4. 4 Analisis Hubungan antara Glukosa dan *BloodPressure*

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa kelompok *Non-Diabetes* umumnya memiliki kadar *Glucose* 70–110 mg/dL dengan *BloodPressure* 60–80 mmHg, sedangkan kelompok *Diabetes* cenderung memiliki kadar *Glucose* di atas 120 mg/dL. Meskipun masih terdapat tumpang tindih antar kelompok, pola sebaran menunjukkan bahwa variabel *Glucose* lebih berpengaruh dalam membedakan status diabetes,

sedangkan *BloodPressure* berperan sebagai faktor pendukung.

4.8 Analisis Hubungan antara *Skinthickness* dan *BMI*

Analisis hubungan antara variabel *SkinThickness* dan *BMI* dilakukan untuk mengidentifikasi pola penyebaran data pada kelompok diabetes dan non-diabetes. Hasil analisis disajikan pada Gambar 4.5.

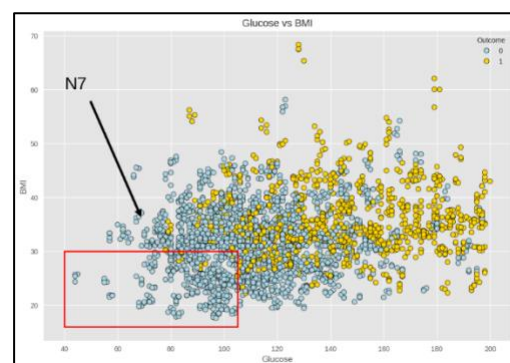


Gambar 4. 5 Analisis Hubungan antara *Skinthickness* dan *BMI*

Gambar 4.5 menunjukkan bahwa kelompok *Non-Diabetes* umumnya memiliki nilai *SkinThickness* 10–30 dan *BMI* 20–30, sedangkan kelompok *Diabetes* cenderung memiliki *BMI* di atas 30. Meskipun masih terdapat tumpang tindih antar kelompok, pola sebaran menunjukkan bahwa *BMI* lebih berpengaruh dalam membedakan status diabetes, sedangkan *SkinThickness* berperan sebagai faktor pendukung. Beberapa nilai *SkinThickness* yang sangat tinggi juga teridentifikasi sebagai *outlier*.

4.9 Analisis Hubungan antara Kadar Glukosa dan *BMI*

Analisis hubungan antara variabel *Glucose* dan *BMI* dilakukan untuk mengidentifikasi pola keterkaitan kedua variabel dalam membedakan kelompok diabetes dan non-diabetes. Hasil analisis hubungan tersebut disajikan pada Gambar 4.6.

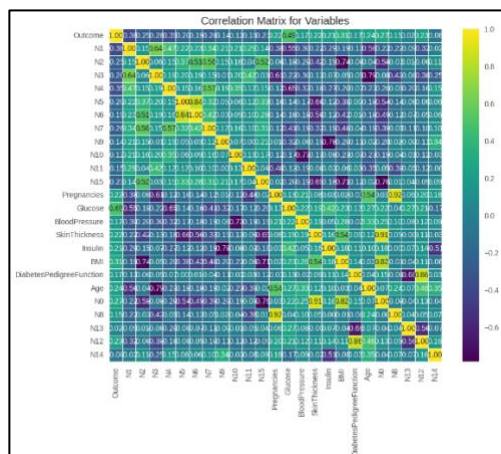


Gambar 4. 6 Analisis Hubungan antara Kadar Glukosa dan *BMI*

Gambar 4.6 menunjukkan bahwa kelompok *Non-Diabetes* umumnya memiliki kadar *Glucose* 70–110 mg/dL dengan *BMI* 20–30, sedangkan kelompok *Diabetes* cenderung memiliki kadar *Glucose* di atas 120 mg/dL dengan *BMI* di atas 30. Meskipun masih terdapat tumpang tindih antar kelompok, pola sebaran menunjukkan bahwa variabel *Glucose* lebih dominan dalam membedakan status diabetes, sedangkan *BMI* berperan sebagai faktor pendukung.

4.10 Analisis Korelasi antar Variabel

Analisis korelasi dilakukan untuk mengidentifikasi hubungan antarvariabel, termasuk variabel hasil *feature engineering*, serta hubungannya dengan variabel target (*Outcome*). Analisis ini juga bertujuan mendeteksi potensi multikolinearitas antarvariabel. Hasil analisis korelasi disajikan pada Gambar 4.7.



Gambar 4. 7 Analisis Korelasi antar Variabel

Gambar 4.7 menunjukkan *heatmap* korelasi antarvariabel dengan koefisien berkisar antara -1 hingga 1. Terhadap variabel *Outcome*, *Glucose* memiliki korelasi tertinggi (0,49), diikuti *BMI* (0,31), *Age* (0,24), *Pregnancies* (0,22), *SkinThickness* (0,22), *Insulin* (0,21), dan *BloodPressure* (0,17). Beberapa fitur hasil *feature engineering*, seperti *N4* (0,35), *N0* (0,27), dan *N12* (0,23), juga menunjukkan korelasi positif, sedangkan *N1* (-0,38), *N3* (-0,28), *N6* (-0,19), dan *N14* (-0,08) berkorelasi negatif. Hasil ini menunjukkan bahwa *Glucose* merupakan variabel yang paling dominan dalam membedakan status diabetes, sementara variabel lainnya berperan sebagai faktor pendukung dalam meningkatkan kinerja model klasifikasi.

4.11 Pelatihan dan Evaluasi Model XGBoost

Pelatihan model dilakukan menggunakan algoritma XGBoost karena mampu menangani data tabular secara efektif melalui teknik *boosting*. Sebelum pelatihan, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan lima skenario, yaitu 90:10, 85:15, 80:20, 75:25, dan 70:30, untuk mengevaluasi konsistensi performa dan kemampuan generalisasi model. Model kemudian dievaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *AUC*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model XGBoost memberikan performa yang sangat baik pada seluruh skenario pembagian data. Ringkasan hasil pengujian disajikan pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Hasil Pengujian Pembagian Data

Split Data	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	AUC
90:10	0,9767	0,9709	0,9615	0,9662	0,9991
85:15	0,9622	0,9375	0,9554	0,9464	0,9946
80:20	0,9700	0,9614	0,9522	0,9567	0,9947
75:25	0,9600	0,9494	0,9349	0,9421	0,9825
70:30	0,9367	0,9051	0,9137	0,9094	0,9810

Nilai *accuracy* model XGBoost berada pada rentang 0,9367–0,9767, sedangkan nilai *AUC* mencapai 0,9810–0,9991, yang menunjukkan kemampuan klasifikasi yang sangat baik pada seluruh skenario pembagian data. Nilai *recall* yang tinggi juga menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar kasus diabetes, sehingga sesuai untuk mendukung deteksi dini. Meskipun skenario 90:10 menghasilkan performa tertinggi, penelitian ini menggunakan skenario 70:30 sebagai model akhir karena memberikan evaluasi yang lebih representatif terhadap kemampuan generalisasi model. Pada skenario ini, model tetap menunjukkan performa yang tinggi dengan *accuracy* 0,9367, *precision* 0,9051, *recall* 0,9137, *F1-score* 0,9094, dan *AUC* 0,9810.

4.12 Confusion matriks

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem dalam mengklasifikasikan status pasien sebagai diabetes atau non-diabetes dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data aktual. Pengujian ini bertujuan menilai kemampuan implementasi algoritma XGBoost dalam menghasilkan klasifikasi yang sesuai dengan kondisi sebenarnya. Hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* disajikan pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Confusion matrix

Confusion matriks		Nilai aktual	
		Non Diabetes (0)	Diabetes (1)
Nilai Prediksi	Non Diabetes (0)	557	30
	Diabetes (1)	18	295

Keterangan :

True Positive (TP) = 295 yaitu Pasien Diabetes yang berhasil terdeteksi sebagai Diabetes oleh model.

False Positive (FP) = 30 yaitu Pasien Non-Diabetes tetapi salah terdeteksi sebagai Diabetes oleh model.

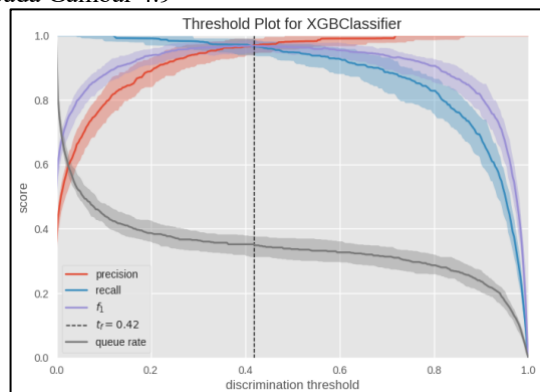
False Negative (FN) = 18 yaitu Pasien Diabetes tetapi salah terdeteksi sebagai Non-Diabetes oleh model.

True Negative (TN) = 557 yaitu Pasien Non-Diabetes yang berhasil terdeteksi sebagai Non-Diabetes oleh model.

Penelitian ini menggunakan klasifikasi biner dengan kelas *Diabetes* sebagai kelas positif dan *Non-Diabetes* sebagai kelas negatif. Kinerja model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* yang terdiri atas *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Negative* (TN), serta metrik *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar, ditandai oleh nilai TP dan TN yang tinggi serta FP dan FN yang rendah, sehingga efektif dalam mendeteksi pasien diabetes.

4.13 Analisis Threshold Plot XGBoost

Analisis *threshold* dilakukan untuk mengevaluasi pengaruh perubahan nilai ambang terhadap kinerja model klasifikasi, khususnya terhadap *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil analisis *threshold* disajikan pada Gambar 4.9



Gambar 4. 8 Analisis Threshold Plot XGBoost

Gambar 4.8 menunjukkan bahwa perubahan *threshold* memengaruhi nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* model. *Threshold* yang rendah menghasilkan *recall* lebih tinggi, sedangkan *threshold* yang lebih tinggi meningkatkan *precision* namun menurunkan *recall*. Nilai *F1-score* terbaik diperoleh pada *threshold* 0,42, yang menunjukkan keseimbangan optimal antara *precision* dan *recall*. Oleh karena itu, *threshold* 0,42 dipilih sebagai nilai optimal untuk memaksimalkan deteksi kasus diabetes sekaligus meminimalkan kesalahan klasifikasi.

4.14 Hasil Pengujian Sistem Menggunakan XGBoost

Pengujian sistem dilakukan menggunakan 80 data pasien, terdiri atas 47 pasien diabetes dan 33 pasien non-diabetes, untuk mengevaluasi kinerja model XGBoost. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan 45 pasien diabetes dan 31 pasien non-diabetes dengan benar, dengan masing-masing 2 kasus *false positive* dan *false negative*. Hasil ini menunjukkan bahwa model XGBoost memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan status diabetes.

Tabel 4. 3 Confusion matrix

Confusion matriks		Nilai aktual	
		Non Diabetes (0)	Diabetes (1)
Nilai Prediksi	Non Diabetes (0)	31	2
	Diabetes (1)	2	45

Keterangan:

True Negative (TN) = 31

False Negative (FN) = 2

False Positive (FP) = 2

True Positive (TP) = 45

Data uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model XGBoost dalam mengklasifikasikan pasien ke dalam kategori diabetes dan non-diabetes. Setiap data pasien diproses berdasarkan variabel penelitian untuk menghasilkan nilai probabilitas, yang kemudian dibandingkan dengan *threshold* 0,42. Pasien dengan probabilitas di atas 0,42 diklasifikasikan sebagai diabetes, sedangkan nilai di bawah 0,42 diklasifikasikan sebagai non-diabetes.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar data pasien dengan baik serta menghasilkan nilai probabilitas yang menggambarkan tingkat risiko diabetes pada setiap pasien. Semakin tinggi nilai probabilitas, semakin besar kemungkinan pasien terdeteksi diabetes. Hasil pengujian sistem selengkapannya disajikan pada Tabel 4.4.

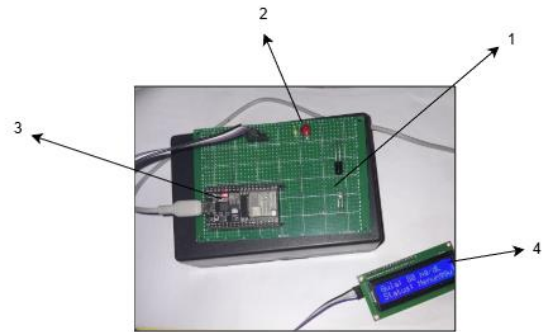
Tabel 4. 4 Hasil Prediksi Diagnosis Menggunakan Algoritma XGBoost

No	No Rm	Probabilitas	Status Prediksi	Label Aktual
1	PKM001-000097	32.45%	Tidak Terdeteksi Diabetes	Tidak Terdeteksi Diabetes
2	PKM001-000096	31.71%	Tidak Terdeteksi Diabetes	Tidak Terdeteksi Diabetes
3	PKM001-000095	76.62%	Terdeteksi Diabetes	Terdeteksi Diabetes
4	PKM001-000094	78.22%	Terdeteksi Diabetes	Terdeteksi Diabetes
5	PKM001-000093	29.24%	Tidak Terdeteksi Diabetes	Tidak Terdeteksi Diabetes
6	PKM001-000092	26.52%	Tidak Terdeteksi Diabetes	Tidak Terdeteksi Diabetes
7	PKM001-000091	78.26%	Terdeteksi Diabetes	Terdeteksi Diabetes
20	PKM001-000078	63.63%	Terdeteksi Diabetes	Terdeteksi Diabetes

Tabel 4.3 menyajikan hasil prediksi diagnosis diabetes menggunakan algoritma XGBoost berdasarkan parameter medis sebagai variabel input. Penentuan kelas dilakukan menggunakan *threshold* 0,42, di mana probabilitas $\geq 0,42$ diklasifikasikan sebagai *Terdeteksi Diabetes*, sedangkan probabilitas $< 0,42$ sebagai *Tidak Terdeteksi Diabetes*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa prediksi model sesuai dengan label aktual pada data uji. Nilai probabilitas yang dihasilkan mencerminkan tingkat risiko diabetes, di mana semakin tinggi probabilitas, semakin besar kemungkinan pasien terdeteksi diabetes. Temuan ini menunjukkan bahwa model XGBoost memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan diagnosis diabetes.

4.15 Alat Deteksi Non-Invasif

Gambar 4.9 menunjukkan alat deteksi kadar glukosa darah non-invasif yang telah dirancang. Alat ini terdiri atas beberapa komponen terintegrasi yang berfungsi untuk melakukan pembacaan, pengolahan, dan menampilkan hasil pengukuran kadar glukosa darah.



Gambar 4. 9 Alat Deteksi Non-Invasif

Sistem deteksi non-invasif yang dirancang terdiri dari beberapa komponen utama yang saling terintegrasi. Sensor *photodiode* dan LED inframerah (IR) digunakan sebagai sistem pembacaan sinyal optik, di mana cahaya inframerah menembus jaringan jari dan ditangkap oleh *photodiode* untuk menghasilkan sinyal listrik sebagai data awal pengukuran. Mikrokontroler ESP32 berfungsi sebagai pusat pengendali yang mengolah data sensor, menjalankan program sistem, serta mengatur pengiriman data. Hasil pengukuran ditampilkan melalui LCD, sementara LED indikator merah dan hijau digunakan untuk menunjukkan kondisi kadar gula darah. LED merah menandakan kondisi tinggi, sedangkan LED hijau menunjukkan kondisi normal.

Dibandingkan alat konvensional, sistem ini memiliki keunggulan pada integrasi digital dan proses konversi data otomatis, di mana intensitas cahaya diubah menjadi sinyal tegangan, kemudian diproses oleh ESP32 untuk menghasilkan estimasi kadar glukosa. Meskipun demikian, alat konvensional masih unggul dalam akurasi klinis, sehingga sistem ini memerlukan pengujian lanjutan untuk meningkatkan presisi. Pada penelitian ini juga dilakukan pengambilan data berupa tegangan sensor dan kadar glukosa aktual dari relawan untuk membentuk persamaan regresi sebagai dasar konversi nilai tegangan menjadi estimasi kadar glukosa darah.

4.16 Proses Deteksi Kadar Glukosa Menggunakan Sensor Non-Invasif

Proses deteksi dilakukan melalui pembacaan sinyal optik menggunakan LED inframerah dan *photodiode* yang diimplementasikan dalam fungsi *readIRSensor()* dan *getStableADC()*. Pembacaan dilakukan dalam dua kondisi, yaitu saat LED aktif (*onValue*) dan saat LED mati (*offValue*) untuk memisahkan sinyal inframerah dari gangguan cahaya lingkungan. Selisih kedua nilai tersebut (*diff*)

digunakan sebagai sinyal utama, dan nilai negatif diubah menjadi nol agar hanya sinyal valid yang diproses. Untuk meningkatkan stabilitas, pembacaan dilakukan sebanyak tujuh kali dan dirata-ratakan sehingga menghasilkan nilai ADC yang lebih stabil. Metode ini efektif dalam mengurangi pengaruh *noise*, perubahan posisi jari, dan variasi cahaya lingkungan. Meskipun demikian, kualitas sinyal tetap dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan dan kestabilan posisi jari, sehingga proses deteksi bekerja lebih optimal pada kondisi yang terkontrol. Secara keseluruhan, kombinasi pembacaan ganda dan perataan data menghasilkan sinyal yang lebih stabil sebagai dasar estimasi kadar glukosa darah.

4.17 Implementasi Sistem

Implementasi sistem merupakan tahap penerapan dari rancangan yang telah disusun pada Bab III. Pada tahap ini, sistem direalisasikan sehingga menghasilkan beberapa menu sesuai dengan kebutuhan pengguna.

4.17.1 Halaman Login Admin

Gambar 4. 10 Halaman Login Admin

Halaman login merupakan halaman awal yang berfungsi sebagai gerbang utama untuk mengakses sistem deteksi dini diabetes mellitus. Halaman ini menyediakan form autentikasi yang terdiri dari pemilihan jenis pengguna (Admin atau Pasien), kolom username dan password, serta tombol masuk untuk verifikasi identitas. Perancangan dibuat dengan antarmuka yang sederhana dan *user-friendly* untuk memudahkan proses autentikasi. Pemilihan jenis pengguna digunakan untuk membedakan hak akses, di mana Admin berwenang mengelola data dan memantau hasil pemeriksaan, sedangkan Pasien hanya dapat mengakses proses dan hasil prediksi. Mekanisme login ini juga menjaga keamanan data serta memastikan seluruh aktivitas sistem dilakukan oleh pengguna yang berwenang.

4.17.2 Halaman Antrian Pasien

WAKTU	NO RM	NIK	NAMA	JK	UMUR	AKSI
2/13/2026, 11:16:05 AM	PKM001-000013	67832263628377	Amara	Perempuan	22	<button>Periksa</button>
2/24/2026, 2:51:25 PM	PKM001-000016	1308123409957812	Ny. Subaida	Perempuan	56	<button>Periksa</button>
2/24/2026, 2:53:14 PM	PKM001-000018	1506247801239087	Ny. Hamidah	Perempuan	57	<button>Periksa</button>
2/24/2026, 2:55:13 PM	PKM001-000019	1609314506782345	Ny. Hasnati	Perempuan	48	<button>Periksa</button>

Gambar 4. 11 Halaman Antrian Pasien

Halaman antrian pasien pada sistem deteksi dini diabetes mellitus digunakan untuk menampilkan daftar pasien yang sedang menunggu pemeriksaan. Informasi yang ditampilkan meliputi waktu pendaftaran, nomor rekam medis, NIK, nama, jenis kelamin, dan usia. Melalui halaman ini, admin dapat melihat urutan pasien berdasarkan waktu kedatangan serta melakukan proses pemeriksaan melalui tombol "*Periksa*". Fitur ini membantu mengatur alur pelayanan agar lebih terstruktur dan efisien dalam proses deteksi dini diabetes mellitus.

4.17.3 Halaman Login Pasien

Gambar 4. 12 Halaman Login Pasien

Halaman login pasien pada sistem deteksi dini diabetes mellitus digunakan untuk autentikasi dengan memasukkan username dan password yang diperoleh saat pendaftaran. Halaman ini juga menyediakan pemilihan peran pengguna untuk memastikan akses sesuai, yaitu sebagai pasien. Bagi pengguna yang belum memiliki akun, tersedia fitur pendaftaran sebagai tahap awal sebelum login. Setelah autentikasi berhasil, pasien dapat mengakses layanan pemeriksaan dan melihat hasil prediksi.

4.17.4 Halaman Registrasi Pasien

Gambar 4. 13 Halaman Registrasi Pasien

Halaman pendaftaran pasien pada sistem deteksi dini diabetes mellitus digunakan untuk menginput data identitas sebagai dasar pemeriksaan dan pengelolaan data. Data yang diisi meliputi NIK, nama lengkap, jenis kelamin, tanggal lahir, alamat, nomor handphone, dan jenis penjamin. Sistem secara otomatis menghitung umur berdasarkan tanggal lahir serta menghasilkan nomor rekam medis (No. RM). Selain itu, pasien juga membuat akun berupa username dan password untuk akses sistem. Halaman ini memastikan data pasien tersimpan secara terstruktur dan mendukung proses pemeriksaan serta prediksi dini diabetes mellitus.

4.17.5 Halaman Dashboard Pasien

Gambar 4. 14 Halaman Dashboard Pasien

Halaman ini berfungsi sebagai dashboard informasi pasien untuk menampilkan data identitas serta memantau proses pemeriksaan. Informasi yang ditampilkan meliputi nama, nomor rekam medis, NIK, umur, dan jenis penjamin, serta profil lengkap pasien seperti tanggal lahir, alamat, dan nomor handphone. Sistem juga menampilkan status pemeriksaan dan riwayat hasil prediksi yang mencakup parameter medis (glukosa, tekanan darah, BMI, insulin, DPF, dan umur), nilai probabilitas, serta status hasil. Dashboard ini memberikan informasi secara terstruktur untuk mendukung pemantauan dan transparansi hasil deteksi dini diabetes mellitus.

4.17.6 Halaman Input & Prediksi

Gambar 4. 15 Halaman Input & Prediksi

Halaman input dan prediksi merupakan dashboard pemeriksaan yang digunakan admin untuk mengelola proses deteksi dini diabetes mellitus. Halaman ini memungkinkan pencarian pasien berdasarkan NIK melalui fitur pencarian atau antrian, kemudian menampilkan data dasar pasien seperti jenis kelamin dan umur. Admin selanjutnya menginput data medis meliputi *pregnancies*, kadar glukosa, tekanan darah, ketebalan kulit, insulin, BMI, dan *Diabetes Pedigree Function*. Sistem juga terintegrasi dengan Firebase untuk memperoleh data glukosa secara *real-time*. Setelah seluruh data dimasukkan, proses prediksi dilakukan menggunakan algoritma XGBoost dan hasilnya disimpan sebagai riwayat pemeriksaan pasien.

4.17.7 Halaman Uji Akurasi Alat

No	Waktu	Nama	Umur	Kondisi	Konvensional	Alat	Error (%)	Aksi
1	4/28/2026, 5:52:37 AM	Rati	35	Gula darah sewaktu	110	102.667	8.67%	Hapus
2	4/28/2026, 5:51:32 AM	Safitri	25	Gula darah sewaktu	100	105.264	5.26%	Hapus
3	4/28/2026, 5:49:22 AM	Wacde Rina	35	Gula darah sewaktu	130	116.264	10.57%	Hapus
4	4/28/2026, 5:47:48 AM	Andira	35	Gula darah sewaktu	100	112.666	12.66%	Hapus
5	4/28/2026, 5:46:46 AM	Wu Lita	26	Gula darah sewaktu	110	104.646	4.87%	Hapus

Gambar 4. 16 Halaman Uji Akurasi Alat

Halaman Uji Akurasi Alat (Kalibrasi) digunakan untuk mengevaluasi tingkat akurasi alat pengukuran gula darah dengan membandingkan hasil pengukuran alat penelitian dan alat konvensional di fasilitas kesehatan. Pengguna mengisi data perbandingan berupa nama pasien, umur, kondisi pemeriksaan, nilai gula darah dari alat konvensional, serta hasil pengukuran alat penelitian yang dapat diinput manual atau diperoleh dari sistem. Setelah data dimasukkan, pengguna menekan tombol *Simpan & Hitung Akurasi* untuk menghitung tingkat kesesuaian kedua hasil pengukuran.

4.17.8 Halaman Riwayat Prediksi

NO	WAKTU	NAMA	UMUR	JENIS	KONVENSIONAL	ALAT	ERROR (%)	AKSI
1	4/28/2026, 5:52:37 AM	Rati	35	Gula darah sewaktu	110	102.667	6.67%	Hapus
2	4/28/2026, 5:51:32 AM	Salwa	25	Gula darah sewaktu	100	105.264	5.26%	Hapus
3	4/28/2026, 5:49:22 AM	Winda Rina	35	Gula darah sewaktu	130	116.264	10.97%	Hapus
4	4/28/2026, 5:47:46 AM	Andie	35	Gula darah sewaktu	100	112.666	12.66%	Hapus
5	4/28/2026, 5:46:46 AM	Wia Lika	26	Gula darah sewaktu	110	104.666	4.67%	Hapus

Gambar 4. 17 Halaman Riwayat Prediksi

Halaman Riwayat Prediksi merupakan halaman yang digunakan untuk menyimpan, menampilkan, dan mengelola daftar hasil prediksi yang telah dilakukan sebelumnya. Halaman ini berfungsi sebagai arsip interaktif yang membantu pengguna dalam memantau aktivitas prediksi, melihat detail hasil.

5. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) memiliki performa yang sangat baik dalam deteksi dini diabetes mellitus, dengan nilai *accuracy* 93,67%–97,67% serta nilai *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *AUC* yang tinggi pada seluruh skenario pengujian. Hasil tersebut mengindikasikan kemampuan model dalam mengklasifikasikan serta membedakan kelas diabetes dan non-diabetes secara efektif. Analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa variabel *glucose* merupakan faktor paling dominan, diikuti *BMI* dan *age*, sementara *feature engineering* turut meningkatkan representasi data meskipun masih terdapat tumpang tindih antar kelas pada beberapa rentang nilai.

Selain itu, sistem sensor non-invasif berbasis ESP32 telah berhasil mengukur kadar glukosa secara *real-time* dan terintegrasi dengan model XGBoost untuk menghasilkan prediksi risiko diabetes. Namun, masih terdapat selisih hasil pengukuran dibandingkan alat konvensional sehingga diperlukan peningkatan akurasi sensor. Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan berpotensi sebagai alat bantu deteksi dini diabetes mellitus yang praktis, efisien, dan aplikatif.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. K. Adli, "Diabetes Melitus Gestasional : Diagnosis dan Faktor Risiko," *J. Med. Hutama*, vol. 03, no. 01, pp. 1545–1551, 2021.
- [2] I. Daniyan, S. Ikuponi, L. Daniyan, I. D. Uchegbu, and K. Mpofu, "Development of a Smart Glucose Monitoring Device," *Procedia CIRP*, vol. 110, no. C, pp. 255–260, 2022, doi: 10.1016/j.procir.2022.06.046.

- [3] A. Haris, D. Atmajaya, and E. I. Alwi, "Rancangan Bangun Alat Pendeteksi Gula Darah Berbasis Microcontroller," *Bul. Sist. Inf. dan Teknol. Islam*, vol. 2, no. 1, pp. 21–26, 2021, doi: 10.33096/busiti.v2i1.719.
- [4] A. Palamar and M. Palamar, "Sistem Komputer Pemantauan Kesehatan Real-Time Berbasis Internet untuk Benda Medis Machine Translated by Google," 2023.
- [5] M. R. Givari, M. R. Sulaeman, and Y. Umaidah, "Perbandingan Algoritma SVM, Random Forest Dan XGBoost Untuk Penentuan Persetujuan Pengajuan Kredit," *Nuansa Inform.*, vol. 16, no. 1, pp. 141–149, 2022, doi: 10.25134/nuansa.v16i1.5406.
- [6] L. Agustin, S. Riskika, and Y. Dwi Agustin, "Diabetes Mellitus Health Counseling in Jetis Village, Bondowoso," *J. Community Empower. Multidiscip.*, vol. 1, no. 1, pp. 34–41, 2023, doi: 10.53713/jcemty.v1i1.67.
- [7] Catur Nugraha A. and Isa Irawan M., "Komparasi Deteksi Kecurangan pada Data KlaimAsuransi Pelayanan Kesehatan Menggunakan MetodeSupport Vector Machine (SVM) dan Extreme GradientBoosting (XGBOOST)," *J. Sains Dan Seni ITS*, vol. 12, no. 1, pp. 2337–3520, 2023.
- [8] M. N. Huda, M. Burhan, A. Satibi, and H. A. Pradita, "Implementasi Black Box Testing pada Aplikasi Sistem Kasir dengan Menggunakan Teknik Equivalence Partitions," vol. 5, no. 2, pp. 120–127, 2022, doi: 10.32493/jtsi.v5i2.17645.
- [9] H. Raihan, I. Fikri, and A. Voutama, "PENGUJIAN BLACK BOX PADA APLIKASI," vol. 17, no. 1, pp. 1–18, 2023.
- [10] S. F. Sandra, S. R. U. A. Sherwin, and A. E. Kendek, "Rancang Bangun Alat Simulasi Latihan Menembak Berbasis Arduino Uno," *J. Tek. Elektro dan Komput.*, vol. 7, no. 2, pp. 183–188, 2018.