



# Klasifikasi Kadar Glukosa Darah Non-Invasif Berbasis Decision Tree dan Regresi Linear Menggunakan Sensor MAX30102

A Melania Kristin Kope<sup>1</sup>, Rahman Arifuddin<sup>2\*</sup>, Basitha Febrinda Hidayatulail<sup>3</sup>

<sup>a</sup> Teknik Elektro, Universitas Merdeka Malang, Indonesia

<sup>1</sup> kristinkope51@gmail.com ; <sup>2</sup> rahman.arifuddin@unmer.ac.id<sup>\*</sup>; <sup>3</sup> basitha@unmer.ac.id;

<sup>\*</sup> Corresponding Author

| ARTICLE INFO                                                                                                                                                                                                                              | ABSTRAK                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <p><b>Article History</b><br/>Submission : 05-06-2026<br/>Revision : 02-07-2026<br/>Accepted : 08-08-2026</p> <p><b>Kata Kunci:</b><br/>Gula Darah Non-Invasif,<br/>Sensor MAX30102,<br/>Decision Tree,<br/>ESP32,<br/>Regresi Linear</p> | <p>Penelitian ini mengembangkan sistem pengukuran kadar glukosa darah non-invasif menggunakan sensor MAX30102 dengan metode Regresi Linear dan <i>Decision Tree</i> berbasis <i>TinyML</i> pada mikrokontroler ESP32. Data dikumpulkan dari 25 responden sebagai data <i>training</i> dan 8 responden sebagai data <i>testing</i>, dengan hasil pengukuran glukometer digunakan sebagai nilai acuan. Sinyal sensor diolah menjadi tiga fitur, yaitu IR_AVG, RED_AVG, dan JUMLAH_AVG. Model Regresi Linear menggunakan fitur JUMLAH_AVG untuk mengestimasi kadar glukosa darah, sedangkan <i>Decision Tree</i> menggunakan ketiga fitur tersebut untuk mengklasifikasikan kadar glukosa darah ke dalam kategori Normal, Prediabetes, dan Diabetes. Hasil evaluasi model Regresi Linear menunjukkan nilai MAE sebesar 13,88 mg/dL, RMSE sebesar 18,44 mg/dL, MAPE sebesar 12,82%, dan <math>R^2</math> sebesar 0,3421. Model <i>Decision Tree</i> memperoleh akurasi 96% pada data <i>training</i>, sedangkan pengujian menggunakan data <i>testing</i> menghasilkan akurasi 37,5%. Model selanjutnya diimplementasikan pada ESP32 menggunakan <i>TinyML</i> dan dievaluasi pada 8 responden baru, dengan akurasi implementasi sebesar 50%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan estimasi kadar glukosa darah dan klasifikasi kategori glukosa darah secara <i>offline</i>, meskipun kemampuan generalisasi model masih terbatas akibat jumlah dataset yang relatif sedikit. Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan menunjukkan potensi sebagai dasar pengembangan alat pemantauan kadar glukosa darah non-invasif yang portabel, praktis, dan bebas rasa sakit.</p> <p>This is an open access article under license <a href="#">CC-BY-SA</a>.</p>  |

## 1. Pendahuluan

Diabetes melitus (DM) merupakan salah satu masalah kesehatan global yang terus meningkat prevalensinya dari tahun ke tahun. Berdasarkan laporan International Diabetes Federation (IDF) tahun 2021, jumlah penderita diabetes di Indonesia diperkirakan mencapai 19,5 juta orang dan diproyeksikan meningkat hingga 28,6 juta pada tahun 2045 [1]. Penyakit ini menjadi penyebab kematian ketujuh tertinggi di dunia serta menimbulkan beban sosial dan

ekonomi yang besar, terutama bagi negara berkembang. Pemantauan kadar gula darah secara rutin berperan penting dalam mencegah komplikasi seperti gagal ginjal, kerusakan saraf, stroke, dan penyakit jantung [2].

Metode pemeriksaan kadar glukosa yang umum digunakan saat ini masih bersifat invasif, yaitu dengan menusuk ujung jari untuk memperoleh sampel darah yang kemudian dianalisis menggunakan glukometer. Cara ini memang akurat, namun menimbulkan rasa nyeri, risiko infeksi, dan ketidaknyamanan terutama bagi pasien yang harus melakukan pemeriksaan setiap hari [3][4]. Oleh karena itu, pengembangan teknologi non-invasif untuk pemantauan kadar glukosa darah menjadi hal yang sangat penting. Berbagai penelitian sebelumnya telah mencoba mengatasi keterbatasan metode invasif dengan pendekatan sensor optik berbasis Arduino, namun masih terbatas pada akurasi dan portabilitas [5]

Salah satu pendekatan yang sedang berkembang adalah penggunaan sensor Photoplethysmography (PPG) berbasis *Near-Infrared (NIR) spectroscopy*. Teknologi ini bekerja berdasarkan interaksi antara cahaya inframerah dengan jaringan tubuh sehingga mampu mendeteksi perubahan komposisi biokimia dalam darah tanpa melukai kulit [6]. Sensor MAX30102 merupakan implementasi praktis dari prinsip PPG yang mengintegrasikan LED merah dan inframerah dalam satu modul kompak, sehingga cocok untuk perangkat portabel. Penelitian sebelumnya menggunakan sensor MAX30102 berbasis PPG telah menghasilkan akurasi hingga 97,16% dalam pengukuran kadar gula darah non-invasif [7]

Kemajuan di bidang *Tiny Machine Learning (TinyML)* membuka peluang besar dalam dunia penelitian kesehatan. Zeynali et al. (2025) membuktikan bahwa implementasi *TinyML* pada perangkat tertanam mampu mengestimasi kadar gula darah dari sinyal PPG dengan RMSE rata-rata 19,7 mg/dL dalam waktu 6,4 detik [8]. *TinyML* memungkinkan algoritma machine learning diterapkan langsung pada mikrokontroler berdaya rendah seperti ESP32, sehingga pemrosesan data dapat dilakukan secara *real-time* dan *offline* tanpa bergantung pada cloud [9]. Algoritma *Decision Tree* dipilih dalam penelitian ini karena sederhana, efektif untuk klasifikasi, kebutuhan komputasi rendah, serta sangat sesuai untuk implementasi pada perangkat berdaya rendah [10].

Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi sensor MAX30102 dan algoritma *Decision Tree* berbasis *TinyML* untuk estimasi dan klasifikasi kadar gula darah secara langsung di mikrokontroler ESP32, tanpa koneksi internet maupun komputer tambahan, sehingga berpotensi menjadi solusi portabel, efisien, dan ekonomis bagi penderita diabetes.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Komponen Sistem

Sistem yang dikembangkan terdiri atas empat komponen utama. Pertama, sensor MAX30102 sebagai sensor optik PPG yang membaca sinyal inframerah (IR) dan cahaya merah (RED) dari jari responden. Sensor ini memiliki ADC 18-bit, fitur *ambient light cancellation* (ALC), arus LED yang dapat dikonfigurasi 0–50 mA, laju sampel hingga 3200 sampel per detik, serta dimensi kompak  $5,6 \times 3,3 \times 1,55$  mm [11]. Kedua, mikrokontroler ESP32 Devkit V1 dengan prosesor dual-core Xtensa LX6 240 MHz, RAM 520 KB, dan dukungan TensorFlow Lite for Microcontrollers (TFLM) untuk inferensi model *machine learning* secara lokal [12]. Ketiga, LCD I<sup>2</sup>C 16×2 sebagai penampil hasil pengukuran. Keempat, glukometer Sinoheart Safe Accu

sebagai alat pembanding invasif. Seluruh komponen dihubungkan melalui jalur komunikasi I<sup>2</sup>C dengan sumber daya adaptor 5V DC, dengan koneksi pin SCL pada D22 dan SDA pada D21 ESP32.

## 2.2 Regresi Linear

Regresi linear sederhana digunakan untuk memodelkan hubungan antara nilai JUMLAH\_AVG dan kadar glukosa darah hasil glukometer. Persamaan umum regresi linear adalah [14]:

$$Y = a + bX$$

di mana Y adalah nilai prediksi glukosa darah,  $a$  adalah konstanta,  $b$  adalah koefisien regresi, dan X adalah JUMLAH\_AVG. Evaluasi model menggunakan MAE, RMSE,  $R^2$ , MAPE, dan Akurasi.

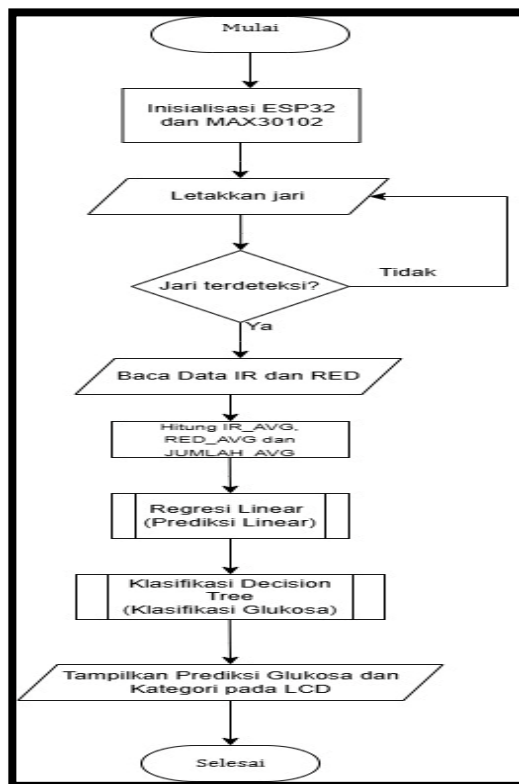
## 2.3 Klasifikasi Decision Tree

Decision Tree dilatih menggunakan fitur IR\_AVG, RED\_AVG, dan JUMLAH\_AVG dari data yang diperoleh dari 25 responden dengan target klasifikasi tiga kategori: Normal, Prediabetes, dan Diabetes. Rule training *decision tree* menggunakan standar medis [13]. Setelah *training* peroleh rule otomatis, rule ini kemudian diimplementasikan ke ESP32. Evaluasi model menggunakan *confusion matrix* dan *classification report*.

## 2.4 Alur Kerja Sistem

Alur kerja sistem pengukur kadar glukosa darah non-invasif berbasis sensor MAX30102 dan mikrokontroler ESP32. Proses diawali dengan inisialisasi ESP32 dan sensor MAX30102. Setelah inisialisasi berhasil, pengguna meletakkan jari pada sensor. Sistem akan mendeteksi keberadaan jari, kemudian membaca data Infrared (IR) dan Red (RED). Data tersebut diolah menjadi nilai rata-rata IR\_AVG dan RED\_AVG, kemudian dijumlahkan untuk memperoleh JUMLAH\_AVG.

Nilai JUMLAH\_AVG digunakan sebagai masukan pada model Regresi Linear untuk mengestimasi kadar glukosa darah dalam satuan mg/dL. Selanjutnya, fitur IR\_AVG, RED\_AVG, dan JUMLAH\_AVG digunakan oleh model *Decision Tree* untuk mengklasifikasikan kadar glukosa darah ke dalam kategori Normal, Prediabetes, atau Diabetes. Hasil estimasi kadar glukosa darah dan hasil klasifikasi kemudian ditampilkan pada LCD. Setelah proses pengukuran selesai, sistem siap digunakan kembali secara *offline* tanpa memerlukan komputer maupun koneksi internet.



Gambar 1. Flowchart Alur Kerja Sistem

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1. Data Hasil Pengukuran

Penelitian ini melibatkan 25 responden dengan kondisi gula darah puasa dengan 3 kategori, yaitu normal, prediabetes, dan diabetes. Setiap responden menghasilkan nilai IR\_AVG, RED\_AVG, dan JUMLAH\_AVG dari rata-rata lima kali pengukuran sensor, yang selanjutnya dibandingkan dengan nilai glukometer sebagai acuan.

**Tabel 1:** Data sensor MAX30102 dan Glukometer dari 25 responden, data 5 responden pada **Tabel 1:** mewakili 25 responden lainnya

| No | Nilai Kadar Gula Darah Invasif (mg/dL) | Kategori     | Jenis Kelamin | Jenis Sinar | Percobaan pengambilan nilai IR & RED |                  |                  |                  |                  | Rata-Rata | Jumlah (Rata-rata nilai IR dan RED) |
|----|----------------------------------------|--------------|---------------|-------------|--------------------------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|-----------|-------------------------------------|
|    |                                        |              |               |             | Percobaan 1 (nm)                     | Percobaan 2 (nm) | Percobaan 3 (nm) | Percobaan 4 (nm) | Percobaan 5 (nm) |           |                                     |
| 1  | 84 mg/dL                               | Normal       | P             | Nilai RED   | 26699                                | 27212            | 27212            | 27245            | 27395            | 27297.60  | 55879.80                            |
|    |                                        |              |               | Nilai IR    | 27256                                | 27917            | 29667            | 29216            | 28855            | 28582.20  |                                     |
| 2  | 95 mg/dL                               | Normal       | P             | Nilai RED   | 25169                                | 24641            | 25232            | 23259            | 22815            | 24223.20  | 50220.80                            |
|    |                                        |              |               | Nilai IR    | 27478                                | 26406            | 26897            | 24778            | 24429            | 25997.60  |                                     |
| 3  | 120 mg/dL                              | Pre-diabetes | P             | Nilai RED   | 22306                                | 20363            | 21376            | 20897            | 20541            | 21096.60  | 45684.20                            |
|    |                                        |              |               | Nilai IR    | 26000                                | 23377            | 25568            | 24058            | 23935            | 24587.60  |                                     |
| 4  | 148 mg/dL                              | Diabetes     | L             | Nilai RED   | 26701                                | 19933            | 28823            | 21894            | 23051            | 24080.40  | 48975.00                            |
|    |                                        |              |               | Nilai IR    | 27589                                | 20765            | 30411            | 21832            | 23876            | 24894.60  |                                     |
| 5  | 140 mg/dL                              | Diabetes     | L             | Nilai RED   | 23165                                | 22374            | 20707            | 18466            | 19765            | 20895.40  | 45856.80                            |
|    |                                        |              |               | Nilai IR    | 28456                                | 27114            | 23356            | 22023            | 23858            | 24961.40  |                                     |

### 3.2. Hasil Regresi Linear

Dari hasil training menggunakan 25 data responden, diperoleh persamaan regresi:

```

===== HASIL REGRESI =====
Intercept (a) = 232.2242
Koefisien (b) = -0.002403

===== PERSAMAAN REGRESI =====
Glukosa = 232.2242 + (-0.002403 * JUMLAH_AVG)
  
```

**Gambar 2.** Hasil Regresi Linear

Koefisien regresi bernilai negatif menunjukkan bahwa ketika JUMLAH\_AVG meningkat, nilai prediksi glukosa cenderung menurun. Hubungan ini secara fisiologis dapat dijelaskan

karena semakin tinggi kadar glukosa darah, pola penyerapan cahaya oleh hemoglobin dan jaringan kapiler cenderung berubah sehingga intensitas sinyal optik yang dipantulkan sensor menurun.

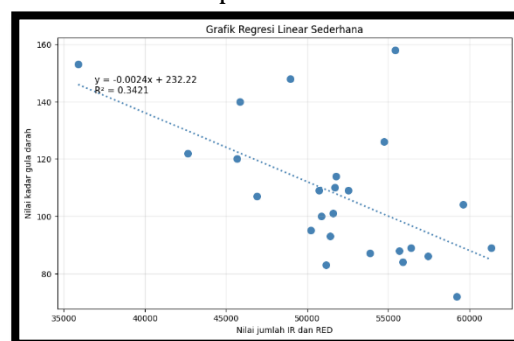
Hasil evaluasi model regresi linear ditampilkan pada Tabel 2.

**Tabel 2:** Hasil Evaluasi Regresi Linear

| Parameter      | Hasil   |
|----------------|---------|
| MAE            | 13.88   |
| RMSE           | 18.44   |
| R <sup>2</sup> | 0.3421  |
| MAPE           | 12.82 % |
| Akurasi        | 87.18 % |

Berdasarkan Tabel 2, model regresi linear menghasilkan MAE sebesar 13,88 mg/dL menunjukkan rata-rata kesalahan prediksi model terhadap nilai aktual glukometer. Nilai RMSE sebesar 18,44 mg/dL menunjukkan masih terdapat beberapa data yang memiliki kesalahan prediksi cukup besar. Nilai R<sup>2</sup> sebesar 0,3421 menunjukkan bahwa model hanya mampu menjelaskan 34,21% variasi data glukosa darah. Nilai R<sup>2</sup> yang relatif rendah menunjukkan bahwa hubungan antara nilai JUMLAH\_AVG dan kadar glukosa darah belum cukup kuat. Hal ini menunjukkan bahwa kadar glukosa darah kemungkinan dipengaruhi oleh faktor lain yang belum dimasukkan ke dalam model, seperti variasi kondisi fisiologis responden, ketebalan jaringan kulit, aliran darah perifer, serta posisi dan tekanan jari saat proses pengambilan data.

Selain itu, nilai MAPE sebesar 12,82% menunjukkan tingkat kesalahan relatif model masih tergolong cukup baik untuk penelitian awal. Secara keseluruhan, model regresi linear menghasilkan akurasi sebesar 87,18%, sehingga dapat digunakan untuk memberikan estimasi awal kadar glukosa darah berdasarkan hasil pembacaan sensor MAX30102.

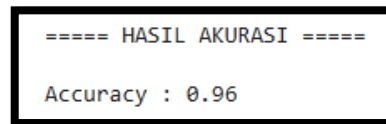


**Gambar 3.** Grafik hasil regresi linear

Gambar 3. menunjukkan hubungan antara nilai JUMLAH\_AVG dan kadar glukosa darah hasil pengukuran glukometer. Garis regresi yang terbentuk menggambarkan pola hubungan linear antara data sensor dan nilai glukosa darah yang digunakan sebagai dasar proses prediksi.

### 3.3 Hasil Klasifikasi *Decision Tree*

*Decision Tree* dilatih menggunakan fitur IR\_AVG, RED\_AVG, dan JUMLAH\_AVG dari 25 data responden. Hasil *training* menghasilkan akurasi sebesar,



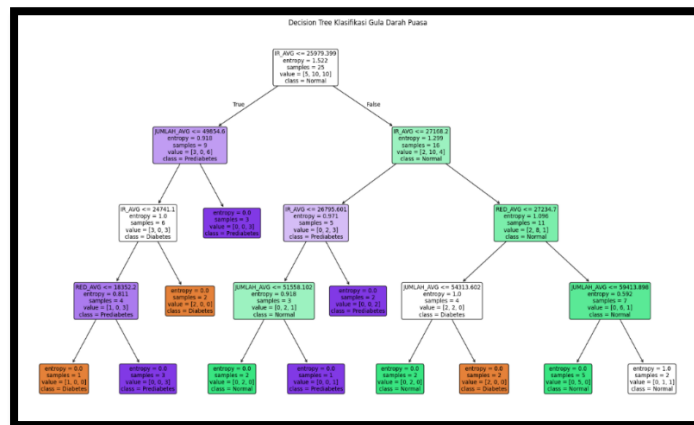
```
===== HASIL AKURASI =====
Accuracy : 0.96
```

**Gambar 4.** Hasil *training Decision Tree*

*Rule Decision Tree* yang diperoleh secara otomatis dari proses *training* adalah sebagai berikut:

- Jika IR\_AVG  $\leq$  24741,10 dan JUMLAH\_AVG  $\leq$  39255,50, maka kategori diklasifikasikan sebagai Diabetes.
- Jika IR\_AVG  $\leq$  24741,10, JUMLAH\_AVG  $>$  39255,50, dan JUMLAH\_AVG  $\leq$  49854,60, maka kategori diklasifikasikan sebagai Prediabetes.
- Jika IR\_AVG  $>$  24741,10, IR\_AVG  $\leq$  25979,40, dan JUMLAH\_AVG  $\leq$  49854,60, maka kategori diklasifikasikan sebagai Diabetes.
- Jika IR\_AVG  $\leq$  25979,40 dan JUMLAH\_AVG  $>$  49854,60, maka kategori diklasifikasikan sebagai Prediabetes.
- Jika IR\_AVG  $>$  25979,40, IR\_AVG  $\leq$  26825,90, dan JUMLAH\_AVG  $\leq$  51558,10, maka kategori diklasifikasikan sebagai Normal.
- Jika IR\_AVG  $>$  26825,90, IR\_AVG  $\leq$  27168,20, dan JUMLAH\_AVG  $\leq$  51558,10, maka kategori diklasifikasikan sebagai Prediabetes.
- Jika IR\_AVG  $>$  25979,40, IR\_AVG  $\leq$  27168,20, dan JUMLAH\_AVG  $>$  51558,10, maka kategori diklasifikasikan sebagai Prediabetes.
- Jika IR\_AVG  $>$  27168,20, RED\_AVG  $\leq$  27234,70, dan JUMLAH\_AVG  $\leq$  54313,60, maka kategori diklasifikasikan sebagai Normal.
- Jika IR\_AVG  $>$  27168,20, RED\_AVG  $\leq$  27234,70, dan JUMLAH\_AVG  $>$  54313,60, maka kategori diklasifikasikan sebagai Diabetes.
- Jika IR\_AVG  $>$  27168,20 dan RED\_AVG  $>$  27234,70, maka kategori diklasifikasikan sebagai Normal.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa RED\_AVG menjadi parameter utama dalam pemisahan kelas, kemudian diikuti oleh JUMLAH\_AVG dan IR\_AVG untuk menentukan kategori akhir. Visualisasi pohon keputusan hasil *training* menunjukkan proses pengambilan keputusan berdasarkan nilai ambang dari masing-masing fitur yang digunakan.



**Gambar 5.** Visualisasi Pohon Keputusan hasil pelatihan *Decision Tree*

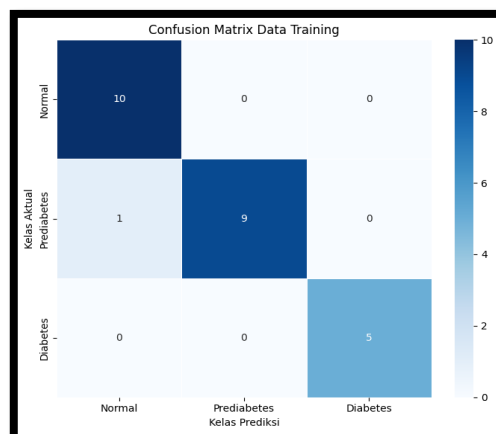
Gambar 5 menunjukkan struktur pohon keputusan yang terbentuk dari proses pelatihan model. Setiap percabangan menunjukkan proses pengambilan keputusan berdasarkan nilai ambang dari fitur *RED\_AVG*, *IR\_AVG*, dan *JUMLAH\_AVG* hingga menghasilkan kategori normal, prediabetes, atau diabetes.

Evaluasi model menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* sebagai berikut.

**Tabel 3:** *Confusion Matrix*

| Prediksi \ Aktual | Diabetes | Normal | Prediabetes |
|-------------------|----------|--------|-------------|
| Normal            | 10       | 0      | 0           |
| Prediabetes       | 1        | 9      | 0           |
| Diabetes          | 0        | 0      | 5           |

Berdasarkan Tabel 3 *confusion matrix*, Warna pada diagonal utama menunjukkan data yang berhasil diprediksi dengan benar, sedangkan elemen di luar diagonal menunjukkan data yang masih mengalami kesalahan klasifikasi. Dari visualisasi ini dapat dilihat bahwa sebagian besar prediksi model berada pada diagonal utama, sehingga performa *Decision Tree* tergolong baik.



**Gambar 6.** *Confusion Matrix*

```

===== CLASSIFICATION REPORT =====

```

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Normal       | 0.91      | 1.00   | 0.95     | 10      |
| Prediabetes  | 1.00      | 0.90   | 0.95     | 10      |
| Diabetes     | 1.00      | 1.00   | 1.00     | 5       |
| accuracy     |           |        | 0.96     | 25      |
| macro avg    | 0.97      | 0.97   | 0.97     | 25      |
| weighted avg | 0.96      | 0.96   | 0.96     | 25      |

Gambar 7. Classification Report Decision Tree

Berdasarkan Gambar 7. *Classification Report Decision Tree*, kategori Normal memperoleh nilai *precision* sebesar 0,91, *recall* 1,00, dan F1-score 0,95, yang menunjukkan bahwa seluruh data Normal berhasil dikenali dengan baik meskipun masih terdapat sedikit kesalahan pada hasil prediksi. Kategori Prediabetes memperoleh *precision* 1,00, *recall* 0,90, dan F1-score 0,95, sehingga sebagian besar data Prediabetes berhasil diklasifikasikan dengan benar, meskipun masih terdapat beberapa data yang terklasifikasi sebagai Normal. Sementara itu, kategori Diabetes memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan F1-score masing-masing sebesar 1,00, yang menunjukkan bahwa seluruh data Diabetes berhasil diklasifikasikan dengan benar. Secara keseluruhan, model *Decision Tree* memperoleh akurasi sebesar 96%, sehingga mampu mengklasifikasikan data *training* ke dalam kategori Normal, Prediabetes, dan Diabetes dengan performa yang baik.

```

===== HASIL 5-FOLD CROSS VALIDATION =====

```

|                     |        |
|---------------------|--------|
| Fold 1 :            | 40.00% |
| Fold 2 :            | 20.00% |
| Fold 3 :            | 60.00% |
| Fold 4 :            | 20.00% |
| Fold 5 :            | 20.00% |
| Rata-rata Akurasi : | 32.0 % |
| Standar Deviasi :   | 16.0 % |

Gambar 8. Hasil 5-Fold Cross Validation

Berdasarkan Gambar 8, hasil validasi menggunakan metode *5-fold cross validation* menunjukkan bahwa akurasi pada setiap fold berturut-turut sebesar 40%, 20%, 60%, 20%, dan 20%, dengan rata-rata akurasi sebesar 32% serta standar deviasi sebesar 16%. Perbedaan nilai akurasi pada setiap fold menunjukkan bahwa performa model belum konsisten pada berbagai pembagian data. Hal ini mengindikasikan bahwa model masih sensitif terhadap variasi data training dan data validasi. Rata-rata akurasi yang relatif rendah menunjukkan bahwa kemampuan generalisasi model terhadap data baru masih terbatas. Kondisi tersebut kemungkinan dipengaruhi oleh jumlah dataset yang masih sedikit, yaitu hanya 25 data training, sehingga variasi karakteristik responden belum sepenuhnya terwakili. Oleh karena itu, pada penelitian selanjutnya diperlukan penambahan jumlah dataset dan optimasi model agar kemampuan klasifikasi menjadi lebih stabil dan akurat.

### 3.4 Pengujian Data Testing pada 8 responden

Pada tahap pengujian data *testing*, sistem diuji menggunakan data responden yang tidak digunakan saat proses *training* agar kemampuan model dapat dievaluasi secara lebih objektif.

Data testing ini terdiri dari 8 responden dengan variasi kategori glukosa darah, sehingga dapat dilihat apakah model mampu mengenali pola baru di luar data latih. Pengujian dilakukan dengan membandingkan nilai glukometer sebagai nilai aktual terhadap hasil prediksi kadar glukosa dan hasil prediksi klasifikasi. Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini masih relatif terbatas, yaitu 25 data sebagai data *training* dan 8 data sebagai data *testing*. Jumlah data tersebut belum sepenuhnya mampu mewakili variasi karakteristik fisiologis seluruh responden sehingga performa model pada data baru masih berpotensi mengalami penurunan.

Tabel berikut menunjukkan hasil pengujian pada 8 responden yang digunakan sebagai data *testing*, meliputi nilai glukometer, kategori aktual, rata-rata IR, rata-rata *RED*, dan jumlah rata-rata hasil pembacaan sensor.

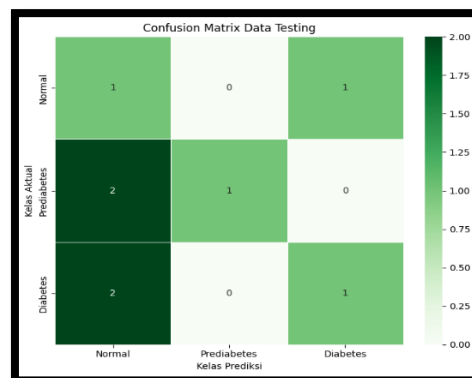
**Tabel 4:** Data Testing 8 Responden.

| Glukometer | Kategori    | Rata-rata IR | Rata-rata <i>RED</i> | Jumlah rata rata |
|------------|-------------|--------------|----------------------|------------------|
| 112 mg/dl  | Prediabetes | 28735.20     | 27582.20             | 56317.40         |
| 128 mg/dl  | Diabetes    | 31057.00     | 27107.40             | 58164.40         |
| 120 mg/dl  | Prediabetes | 31768.20     | 28585.60             | 60388.80         |
| 94 mg/dl   | Normal      | 30510.00     | 25588.60             | 56098.60         |
| 98 mg/dl   | Normal      | 29130.60     | 27693.00             | 56823.60         |
| 111 mg/dl  | Prediabetes | 24364.20     | 22048.60             | 46412.80         |
| 139 mg/dl  | Diabetes    | 27440.00     | 27305.00             | 54745.00         |
| 141 mg/dl  | Diabetes    | 29011.80     | 28277.80             | 57289.60         |

===== ACCURACY TESTING =====  
Accuracy : 37.5 %

**Gambar 9.** Evaluasi data *Testing*

Penurunan akurasi dari data *training* sebesar 96% menjadi 37,5% pada data *testing* menunjukkan bahwa kemampuan generalisasi model terhadap data baru masih terbatas. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model masih cenderung menyesuaikan pola pada data *training* dan belum mampu mengenali seluruh variasi data yang belum pernah digunakan sebelumnya.



**Gambar 10.** confusion matrix

### 3.5 Implementasi persamaan regresi linear dan *Decision Tree* ke esp32

Hasil model yang telah dilatih kemudian diimplementasikan pada ESP32 menggunakan konsep *TinyML* sederhana. Implementasi ini bertujuan agar sistem dapat berjalan pada perangkat kecil dengan sumber daya terbatas. Pada penelitian ini, implementasi dilakukan menggunakan dua bagian utama, yaitu persamaan regresi linear untuk memprediksi nilai glukosa darah dan *rule decision tree* untuk menentukan kategori glukosa darah.

Pada regresi linear, nilai JUMLAH\_AVG dari sensor dimasukkan ke dalam persamaan:

$$\text{Glukosa} = 232.2242 + (-0.002403 \times \text{JUMLAH\_AVG})$$

Hasil perhitungan ini digunakan untuk menampilkan estimasi kadar glukosa dalam satuan mg/dL. Setelah itu, hasil prediksi atau data fitur sensor diproses melalui *rule decision tree* untuk menentukan kategori akhirnya. Dengan cara ini, sistem dapat memberikan informasi numerik sekaligus klasifikasi medis yang lebih mudah dipahami.

### 3.6 Hasil Implementasi Pengujian Pada 8 Responden Baru

Pengujian implementasi dilakukan pada 8 responden baru untuk memvalidasi keluaran sistem setelah model diterapkan pada ESP32.



**Gambar 11.** Prototipe alat pengukur gula darah non-invasif yang dikembangkan.

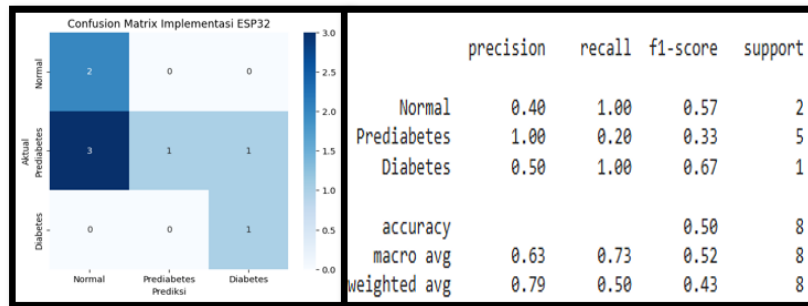
Hasil ditampilkan pada Tabel 5.

**Tabel 5:** Hasil Implementasi dari 8 responden baru, pada tabel ini dimasukkan 3 responden mewakili 8 responden.

| No. | Jenis kelamin | Gula darah invasif (mg/dL) | Kategori standar medis | Gula darah non invasive (mg/dL) |                |                |                |                | Rata Rata (gula darah non invasif) | Hasil kategori |
|-----|---------------|----------------------------|------------------------|---------------------------------|----------------|----------------|----------------|----------------|------------------------------------|----------------|
|     |               |                            |                        | Percobaan ke-1                  | Percobaan ke-2 | Percobaan ke-3 | Percobaan ke-4 | Percobaan ke-5 |                                    |                |
| 1   | P             | 82 mg/dL                   | Normal                 | 92,5                            | 92,4           | 98,1           | 93,5           | 98,9           | 95,06                              | Normal         |
| 2   | P             | 118 mg/dL                  | Prediabetes            | 100,2                           | 98,5           | 95,3           | 96,4           | 101,0          | 98,28                              | Diabetes       |
| 3   | P             | 134 mg/dL                  | Diabetes               | 93,1                            | 100,8          | 103,7          | 98,6           | 102,9          | 99,82                              | Diabetes       |

Berdasarkan hasil implementasi alat non-invasif pada 8 responden baru menunjukkan bahwa sistem mampu mengestimasi kadar glukosa darah sekaligus mengklasifikasikan kategori glukosa darah menggunakan ESP32. Setiap responden diukur sebanyak lima kali, kemudian dihitung nilai rata-ratanya dan dibandingkan dengan hasil glukometer sebagai

standar medis. Hasil pengujian menunjukkan masih terdapat perbedaan nilai estimasi dan kesalahan klasifikasi pada beberapa responden. Perbedaan tersebut diduga dipengaruhi oleh posisi dan tekanan jari saat pengukuran, kondisi fisiologis responden, serta variasi karakteristik permukaan kulit[15]. Selain faktor pengukuran, kesalahan klasifikasi juga diduga disebabkan oleh adanya tumpang tindih (overlap) nilai fitur IR\_AVG, RED\_AVG, dan JUMLAH\_AVG antar kategori normal, prediabetes, dan diabetes. Kondisi tersebut menyebabkan batas keputusan (*decision boundary*) yang dibentuk oleh *Decision Tree* belum mampu memisahkan seluruh kelas secara optimal, sehingga beberapa data berada pada cabang keputusan yang menghasilkan klasifikasi yang berbeda dengan kategori aktual.



**Gambar 12.** Hasil Evaluasi Model Menggunakan *Confusion Matrix* dan *Classification Report*.

Meskipun demikian, sistem telah berhasil berjalan secara real-time dan menunjukkan potensi untuk dikembangkan lebih lanjut melalui penambahan jumlah data pelatihan serta optimasi model klasifikasi agar hasil yang diperoleh lebih mendekati standar medis.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem pengukuran kadar glukosa darah non-invasif menggunakan sensor MAX30102 dengan metode Regresi Linear dan *Decision Tree* berbasis *TinyML* pada mikrokontroler ESP32. Model Regresi Linear menghasilkan nilai MAE sebesar 13,88 mg/dL, RMSE sebesar 18,44 mg/dL, MAPE sebesar 12,82%, dan  $R^2$  sebesar 0,3421, yang menunjukkan bahwa model mampu memberikan estimasi awal kadar glukosa darah, meskipun hubungan antara variabel prediktor dan kadar glukosa darah masih relatif lemah. Model *Decision Tree* memperoleh akurasi sebesar 96% pada data *training* dan 37,5% pada data *testing* dalam mengklasifikasikan kadar glukosa darah ke dalam kategori Normal, Prediabetes, dan Diabetes. Model yang telah dilatih berhasil diimplementasikan pada ESP32 menggunakan *TinyML* sehingga sistem dapat melakukan estimasi kadar glukosa darah dan klasifikasi secara *offline*, dengan akurasi implementasi sebesar 50% pada pengujian terhadap 8 responden baru. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem memiliki potensi sebagai alternatif pengukur kadar glukosa darah non-invasif, namun kemampuan generalisasi model masih perlu ditingkatkan melalui penambahan jumlah dataset, penerapan teknik validasi seperti *cross validation*, serta pengembangan fitur dan metode pemodelan agar akurasi prediksi dan klasifikasi menjadi lebih baik.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. M. Carracher, P. H. Marathe, and K. L. Close, *International Diabetes Federation 2017*, vol. 10, no. 5. 2018. doi: 10.1111/1753-0407.12644.
- [2] D. Care and S. S. Suppl, "Introduction : Standards of Medical Care in Diabetes — 2022,"

- vol. 45, no. January, pp. 2021–2022, 2022.
- [3] E. H. Yoo and S. Y. Lee, "Glucose biosensors: An overview of use in clinical practice," *Sensors*, vol. 10, no. 5, pp. 4558–4576, 2010, doi: 10.3390/s100504558.
  - [4] P. Jain, A. M. Joshi, S. P. Mohanty, and L. R. Cenkeramaddi, "Non-Invasive Glucose Measurement Technologies: Recent Advancements and Future Challenges," *IEEE Access*, vol. 12, no. March, pp. 61907–61936, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3389819.
  - [5] W. L. Putra, E. Nurraharjo, S. T. Informatika, and U. S. Semarang, "ALAT PENGUKUR KADAR GULA DARAH NON-INVASIVE BERBASIS," vol. 6, no. 2, pp. 189–195, 2023.
  - [6] A. Hina and W. Saadeh, "Noninvasive Blood Glucose Monitoring Systems Using," 2022.
  - [7] HILMY ALIFATUNNISA, "Prototipe Alat Pengukur Kadar Gula Dar," 2024.
  - [8] M. Zeynali, K. Alipour, B. Tarvirdizadeh, and M. Ghamari, "Non-invasive blood glucose monitoring using PPG signals with various deep learning models and implementation using TinyML," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, pp. 1–23, 2025, doi: 10.1038/s41598-024-84265-8.
  - [9] J. Journal, "TinyML: Deploying Machine Learning on Microcontrollers for IoT Applications," pp. 44–57.
  - [10] A. Krishnakumar and U. Y. Ogras, "Work-in-Progress: Performance Analysis and Optimization of Decision Tree Classifiers on Embedded Devices," pp. 37–38, 2021, doi: 10.1145/3477244.3477618.
  - [11] D. Bruen, C. Delaney, L. Florea, and D. Diamond, "Glucose sensing for diabetes monitoring: Recent developments," *Sensors (Switzerland)*, vol. 17, no. 8, pp. 1–21, 2017, doi: 10.3390/s17081866.
  - [12] S. M. Pramuningtyas, S. A. Nugroho, E. Nugroho, and S. Aprilia, "Kolesterol , Dan Asam Urat Non Invasif," vol. 13, no. 2, 2025.
  - [13] "KEPUTUSAN MENTERI KESEHATAN REPUBLIK INDONESIA NOMOR HK.01.07MENKES20092024," pp. 1–119, 2024.
  - [14] A. Wijayanto, S. Sos, and M. Si, "J 2 2 2".
  - [15] V. Amanika and S. S.Kom,M.Kom, "Rancang Bangun Alat Ukur Kadar Gula Dalam Darah Non Invasive Menggunakan Esp32 Dan Blynk," *Rabit J. Teknol. dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 9, no. 2, pp. 361–371, 2024, doi: 10.36341/rabit.v9i2.4503.