

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Diabetes telah berkembang menjadi salah satu penyakit kronis paling serius dan mengkhawatirkan di era modern, tidak hanya mengancam jiwa melalui berbagai komplikasi yang mematikan dan berdampak pada kondisi finansial, tetapi juga dapat mempersingkat harapan hidup penderitanya (Hossain dkk., 2024). Berdasarkan International Diabetes Federation (2025), pada tahun 2024 tercatat sekitar 589 juta orang dewasa di dunia menderita diabetes dengan jumlah kematian mencapai 3,4 juta jiwa. Jumlah tersebut diproyeksikan terus meningkat hingga mencapai 853 juta penderita pada tahun 2050. Tren peningkatan prevalensi diabetes secara global ini menunjukkan bahwa diabetes merupakan masalah kesehatan masyarakat yang semakin mendesak. Jika tidak ditangani dengan baik, diabetes dapat menyebabkan berbagai komplikasi serius. Meskipun diabetes belum dapat disembuhkan sepenuhnya, terapi seperti pemberian insulin dan obat antidiabetik lainnya dapat membantu mengendalikan kadar glukosa darah, meskipun tetap memiliki potensi efek samping (Gieroba dkk., 2025). Kunci utama penanganan yang efektif adalah dengan mendiagnosis penyakit diabetes sejak dini sebelum efeknya menjadi lebih serius (Chang dkk., 2022).

Upaya pencegahan dan diagnosis dini risiko diabetes masih menjadi kendala yang signifikan, terutama akibat tingginya prevalensi kasus yang tidak terdiagnosis selama bertahun-tahun. Metode yang dilakukan masih menyisakan berbagai permasalahan mendasar yang perlu mendapat perhatian serius. Metode diagnosis yang umum digunakan dapat dibagi menjadi dua kategori, yaitu metode invasif dan metode non-invasif. Pada metode invasif, ketergantungan terhadap prosedur pengambilan sampel darah melalui tusukan kulit tidak hanya menimbulkan trauma psikologis dan ketidaknyamanan fisik pada pasien, tetapi juga mengandung risiko infeksi serta memerlukan biaya yang tinggi (Omer dkk., 2020). Di sisi lain, berbagai alternatif pemeriksaan seperti tes gula darah puasa, tes toleransi glukosa, hingga pemeriksaan HbA1c meskipun memiliki nilai akurasi yang baik, justru menghadapi tantangan dalam hal waktu pemeriksaan yang panjang, kebutuhan persiapan khusus dari pasien, serta ketergantungan terhadap peralatan laboratorium yang tidak selalu tersedia di daerah terpencil (Antar dkk., 2023). Metode skrining non-invasif yang sederhana seperti strip tes urin (*dipstick*) umumnya digunakan untuk mendeteksi protein total secara semi-kuantitatif (Inagaki dkk., 2025). Namun, metode ini memiliki keterbatasan signifikan untuk skrining diabetes karena bergantung pada interpretasi visual yang subjektif dan ambang deteksi tinggi ($>30\text{--}40\text{ mg/dL}$). Akibatnya, metode ini sering gagal mendeteksi mikroalbuminuria dan tidak mengoreksi variasi konsentrasi urin (Stevens dkk., 2024). Oleh karena itu, pedoman saat ini merekomendasikan *Albumin-to-Creatinine Ratio* (ACR) pada urin *spot* sebagai standar baku, karena mampu mengukur albumin secara kuantitatif dalam rentang mikro dan telah terkoreksi terhadap kreatinin (Liew dkk., 2025). Di sisi lain, meski lebih akurat, pemeriksaan laboratorium konvensional memiliki kendala lain berupa

ketidakmampuan memberikan hasil *real-time* serta biaya dan infrastruktur yang tidak terjangkau bagi semua lapisan masyarakat.

Dari berbagai keterbatasan ini pada akhirnya berdampak pada rendahnya angka deteksi dini, tingginya biaya kesehatan, serta keterlambatan dalam memulai terapi yang tepat, sehingga menciptakan kebutuhan mendesak akan pengembangan sistem diagnostik baru yang mampu menggabungkan akurasi metode laboratorium dengan kemudahan dan kenyamanan pendekatan non-invasif, serta dapat diakses secara luas tanpa bergantung pada infrastruktur medis yang kompleks (Haleem dkk., 2022). Untuk mengatasi hal tersebut, diperlukan teknologi yang dapat mendiagnosis dan memantau penyakit diabetes seperti menggabungkan sensor cerdas dan kecerdasan buatan/*Artificial Intelligence* (AI) (Guan dkk., 2023).

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengembangkan metode non-invasif berbasis sensor menggunakan urin manusia untuk diagnosis risiko diabetes. Berdasarkan penelitian Yudhana dkk. (2021) dikembangkan sistem multi-sensor berbasis Arduino Nano untuk skrining non-invasif diabetes melalui pengukuran kualitas urin pagi hari menggunakan parameter pH, kekeruhan, dan kandungan amonia dengan sensor pH 4502C, SEN-0189, dan MQ137 yang terintegrasi pada mikrokontroler untuk konversi sinyal analog ke digital serta penampilan hasil pada *Liquid Crystal Display* (LCD). Penelitian lain yang dilakukan (Allaam et al., 2023) mengembangkan sistem deteksi dini preeklampsia berbasis analisis warna urin menggunakan sensor TCS34725 dan metode Naïve Bayes, yang mengklasifikasikan urin ke dalam tiga kategori.

Maka dari itu, diperlukan adanya inovasi deteksi diabetes non-invasif melalui pemeriksaan urin yang menjadi solusi strategis menjawab beban epidemiologis global (Jensen dkk., 2022). Dalam dunia kedokteran, urin digunakan untuk mendiagnosis berbagai penyakit ginjal dan penyakit diabetes (Persson & Rossing, 2018). Meskipun menjadi standar diagnostik dalam dunia kedokteran, perlu diketahui bahwa urin merupakan cairan sisa metabolisme tubuh yang disaring dan dikeluarkan oleh ginjal melalui proses urinasi yang terdiri dari berbagai zat sisa seperti urea, amonia, hasil pemecahan protein, elektrolit berlebih, dan asam organik (Hayat dkk., 2025). Bagi tubuh manusia, proses ini berperan penting untuk membuang zat-zat sisa metabolisme dan menjaga keseimbangan *homeostasis* cairan tubuh (Mir dkk., 2020). Secara fisiologis, urin yang telah disaring oleh ginjal akan dialirkan ke kandung kemih melalui ureter, kemudian dikeluarkan tubuh melalui uretra. Rata-rata manusia memproduksi 1,5–2 liter urin per hari, di mana urin tersebut perlu dikeluarkan dari tubuh agar tidak membahayakan kesehatan (Bernard dkk., 2020).

Dalam menghadapi berbagai tantangan tersebut, teknologi *Internet of Things* (IoT) dan AI menawarkan paradigma baru dalam pendekatan diagnostik non-invasif menggunakan urin. Sistem ini memungkinkan implementasi sensor berbiaya rendah namun tetap presisi, seperti sensor pH, kekeruhan, dan warna, yang terintegrasi dalam sebuah *platform* portabel untuk melakukan pengukuran parameter urin secara *real-time*. Data hasil pengukuran selanjutnya dikirimkan ke perangkat *mobile* atau komputasi awan melalui integrasi multi-sensor urin dengan *pipeline* inferensi *machine learning* berbasis API dan *dashboard* IoT secara *real-time*, sehingga sistem mampu melakukan pengukuran, pengiriman data, serta prediksi risiko diabetes secara langsung. Pendekatan terintegrasi ini tidak hanya mengatasi keterbatasan

metode konvensional dari sisi akurasi dan kenyamanan, tetapi juga membuka peluang skrining yang lebih terjangkau serta deteksi dini perubahan patologis melalui analisis data yang tidak dapat dicapai dengan pemeriksaan konvensional.

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Merancang dan membuat sistem deteksi parameter fisik-kimia urin (pH, kekeruhan, dan warna) berbasis IoT dan *machine learning* untuk skrining awal risiko diabetes secara non-invasif.
2. Mengukur dan menguji validasi kinerja sensor pH, kekeruhan, dan warna secara *real-time* berbasis IoT dan *machine learning* untuk skrining awal risiko diabetes secara non-invasif.
3. Menganalisis data hasil pengukuran sensor pH, kekeruhan, dan warna menggunakan model *machine learning* untuk membangun model prediktif yang membedakan antara sampel urin individu sehat dan pasien penderita diabetes untuk skrining awal risiko diabetes secara non-invasif.

1.3 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memiliki manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Akademis

Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi diagnostik non-invasif berbasis IoT dan *machine learning* untuk skrining awal risiko diabetes secara non-invasif dan dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya terkait integrasi sensor cerdas dalam bidang kesehatan digital.

2. Manfaat Praktis

Penelitian ini menawarkan solusi diagnosis yang nyaman, cepat, *real-time*, dan minim risiko tanpa prosedur invasif. Selain itu, dapat mendukung skrining awal risiko diabetes secara non-invasif dan pemantauan berkelanjutan, khususnya di daerah dengan akses terbatas terhadap fasilitas laboratorium.

3. Manfaat Sosial

Penelitian ini mendorong pemerataan akses teknologi diagnostik kesehatan yang terjangkau bagi masyarakat luas dan mengurangi beban biaya kesehatan melalui pencegahan dan penanganan awal risiko diabetes secara non-invasif.

BAB II

METODE PENELITIAN

2.1 Tempat dan Waktu

Penelitian ini dilakukan mulai bulan Juni 2025 sampai dengan Desember 2025, bertempat di Laboratorium Elektronika dan Instrumentasi (Departemen Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hasanuddin), Balai Laboratorium Kesehatan Masyarakat Makassar (BLKM Makassar), dan Puskesmas Tamalanrea Jaya.

2.2 Peralatan Penelitian

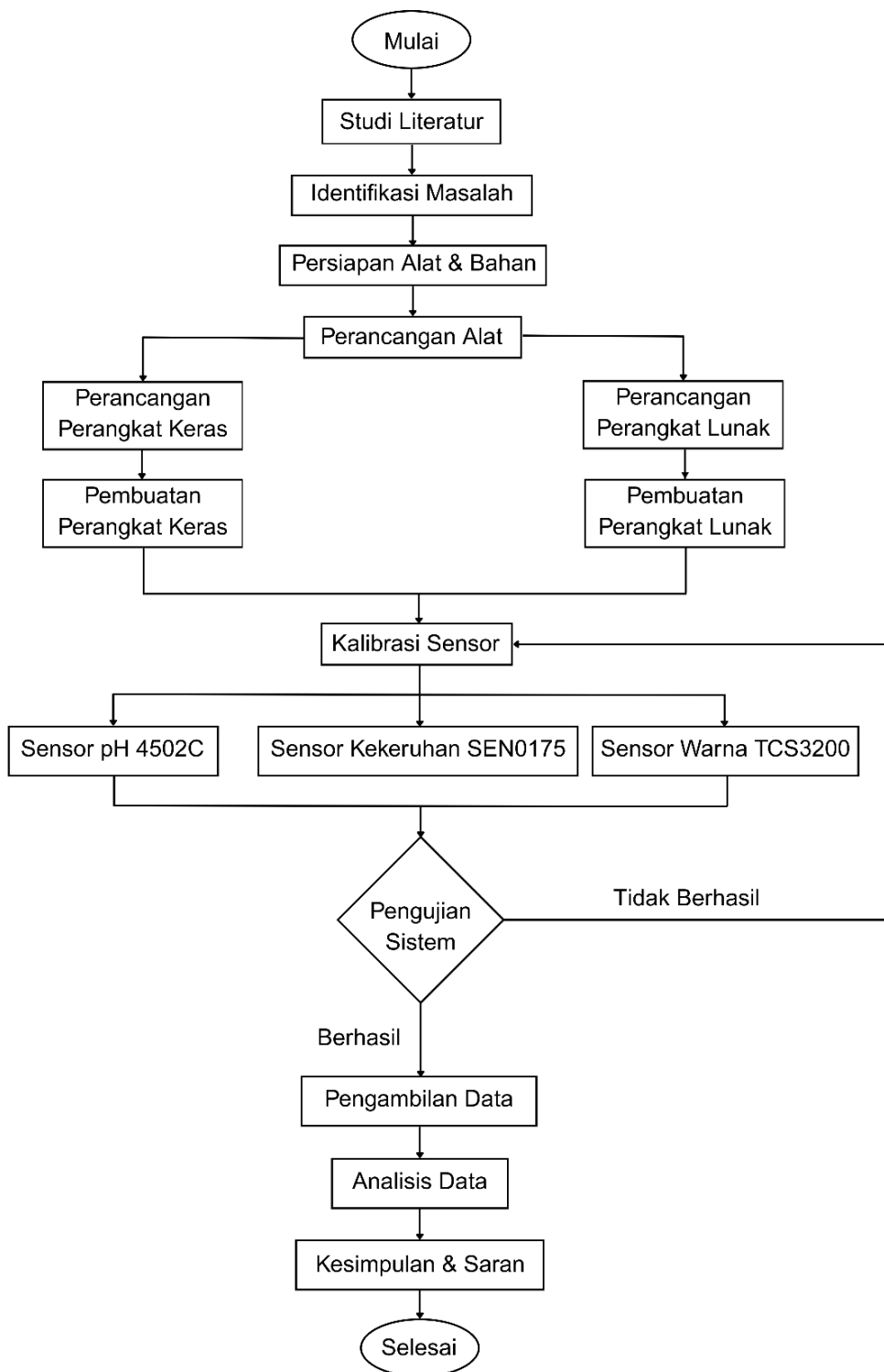
Adapun peralatan yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Arduino Uno, berfungsi sebagai mikrokontroler utama untuk akuisisi sinyal sensor analog dan digital yang stabil dan konsisten.
2. ESP32, berfungsi sebagai mikrokontroler untuk konektivitas Wi-Fi dan komunikasi dengan server prediksi dalam mengirim data sensor untuk inferensi ke server/API yang memuat model terlatih dan menampilkan hasilnya ke *dashboard* Blynk.
3. Laptop/komputer, berfungsi untuk memuat program ke Arduino Uno, ESP32, dan menjalankan program AI kemudian mengirimkannya ke *dashboard* Blynk.
4. Kabel USB, digunakan untuk menghubungkan Arduino Uno ke laptop dan menghubungkan *powerbank* ke ESP32.
5. *Powerbank* 5 V, berfungsi sebagai sumber tegangan pada rangkaian sistem.
6. Sensor pH 4502C, berfungsi untuk mengukur tingkat keasaman pada urin pasien.
7. Sensor kekeruhan SEN-0175, berfungsi untuk mengukur tingkat kekeruhan pada urin pasien.
8. Sensor warna TCS3200, berfungsi untuk mengukur warna RGB pada urin pasien.
9. pH meter, berfungsi sebagai alat pembanding untuk kalibrasi sensor pH 4502C.
10. Termometer digital/higrometer HTC-2, berfungsi sebagai alat untuk mengukur suhu lingkungan pada saat kalibrasi sensor pH 4502C.
11. *Turbiquant* 3000 IR, berfungsi sebagai alat pembanding yang menampilkan hasil keluaran NTU untuk kalibrasi sensor kekeruhan SEN-0175.
12. Kabel *jumper*, berfungsi untuk menghubungkan berbagai komponen elektronik seperti sensor dan mikrokontroler.
13. *Printed Circuit Board* (PCB), berfungsi untuk menghubungkan berbagai komponen elektronik secara rapi dan terorganisir.
14. Kotak elektronik hitam, berfungsi sebagai wadah penyimpanan sistem komponen yang telah dirakit dan sebagai wadah untuk pengambilan data urin yang terhubung pada beberapa sensor.
15. Gelas kimia 500 mL, digunakan sebagai wadah untuk melarutkan dan mencampur larutan *buffer* pada proses kalibrasi sensor pH 4502C.

16. Gelas kimia 50 mL, digunakan sebagai wadah untuk larutan uji sampel kekeruhan pada proses kalibrasi sensor kekeruhan SEN-0175.
17. Pipet tetes, digunakan untuk meneteskan larutan dalam jumlah kecil (seperti HCl dan NaOH) dalam menyesuaikan pH larutan uji.
18. Sendok pengaduk, berfungsi untuk mengaduk larutan *buffer* dan larutan uji agar homogen sebelum proses kalibrasi sensor pH 4502C.
19. pH *buffer*, berfungsi sebagai larutan standar dengan nilai pH tertentu (yaitu 4.01, 6.86, 7.00, 9.18, dan 10.02) untuk mengkalibrasi pH meter agar pembacaannya akurat.
20. Teh celup, berfungsi sebagai bahan pembentuk larutan uji kekeruhan pada proses kalibrasi sensor kekeruhan SEN-0175.
21. Akuades, berfungsi sebagai pelarut pH *buffer* dan untuk membilas elektrode pada pH meter sebelum dan sesudah kalibrasi agar menghindari kontaminasi.
22. HCl (Asam Klorida), berfungsi sebagai larutan asam untuk menurunkan pH larutan uji.
23. NaOH (Natrium Hidroksida), berfungsi sebagai larutan basa untuk menaikkan pH larutan uji.
24. Botol sampel, berfungsi sebagai tempat menampung sampel urin pasien yang akan digunakan untuk pengukuran data.
25. Perangkat lunak (Arduino IDE, CorelDRAW, Fritzing, Circuit Designer dan Blynk).

2.3 Prosedur Penelitian

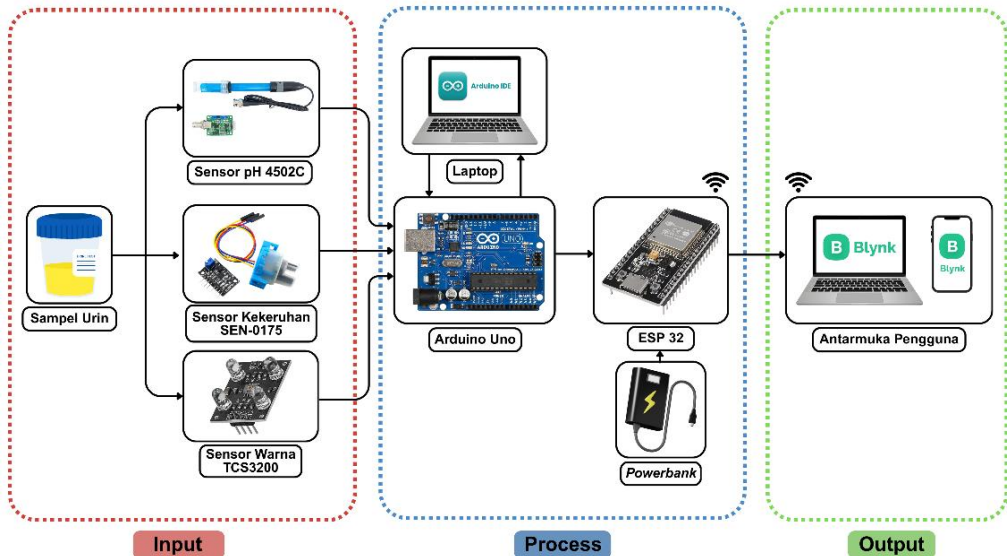
Dalam penelitian ini terdapat beberapa tahapan yang harus dilakukan, berfokus pada perancangan dan pembuatan sistem deteksi kualitas urin berdasarkan parameter pH, kekeruhan, dan warna sebagai alat skrining awal risiko diabetes berbasis IoT dan *machine learning* secara non-invasif. Tahapan awal dimulai dengan studi literatur dalam mengkaji referensi terkait sistem deteksi kualitas urin dan pengumpulan data pustaka yang akan menjadi acuan dalam penelitian ini. Setelah itu, dilanjutkan dengan mengidentifikasi masalah yang akan dibahas sebagai tujuan pada penelitian ini. Setelah itu, dilakukan persiapan alat dan bahan yang akan digunakan dan dilanjutkan dengan perancangan sistem yang mencakup perangkat keras dan perangkat lunak. Kemudian, dilakukan pembuatan perangkat keras dan instalasi perangkat lunak berupa Arduino IDE, model *machine learning* dan Blynk. Setelah itu, dilakukan pengujian alat untuk mengetahui keakuratan dari alat yang telah dirancang. Jika alat tidak berhasil menunjukkan tingkat akurasi yang kurang tepat maka akan dilakukan kembali perancangan perangkat keras dan perangkat lunak. Apabila alat berhasil menunjukkan tingkat akurasi yang tepat maka dapat dilakukan proses analisis data yang diolah untuk menarik kesimpulan dan saran. Diagram bagan alir penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Bagan alir penelitian

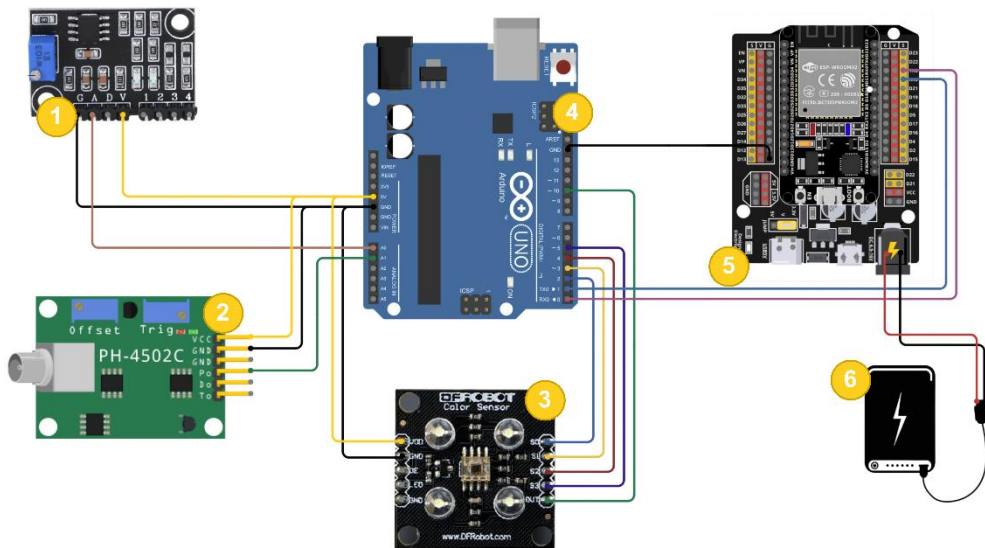
2.3.1 Perancangan Perangkat Keras

Perancangan sistem secara keseluruhan menjelaskan alur kerja sistem mulai dari pengukuran sampel urin menggunakan sensor pH-4502C, sensor kekeruhan SEN-0175, dan sensor warna TCS3200. Data hasil pengukuran berupa nilai pH, kekeruhan dalam satuan *Nephelometric Turbidity Unit* (NTU), serta nilai warna RGB (*Red, Green, Blue*) diproses oleh Arduino Uno sebagai mikrokontroler utama, kemudian dikirimkan ke ESP32 untuk komunikasi dengan sistem *machine learning* yang telah dilatih sebelumnya. Hasil prediksi risiko diabetes selanjutnya ditampilkan secara *real-time* pada *dashboard* Blynk, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram blok sistem

Sistem ini mengintegrasikan sensor kekeruhan SEN-0175, sensor pH-4502C, dan sensor warna TCS3200 untuk mengukur parameter fisik-kimia urin. Ketiga sensor tersebut dihubungkan ke Arduino Uno sebagai unit akuisisi data, dengan keluaran berupa sinyal analog dan digital yang diproses awal sebelum dikirimkan ke ESP32 melalui komunikasi serial. Modul ESP32 berfungsi sebagai media transmisi data berbasis IoT untuk pemantauan secara *real-time*, sementara seluruh sistem dicatu oleh powerbank 5 V. Adapun perancangan perangkat keras ditunjukkan pada Gambar 3.



Keterangan :

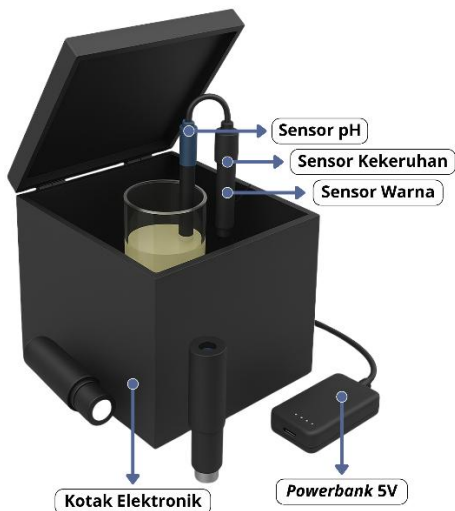
1. Sensor Kekeruhan SEN-0175
2. Sensor pH 4502C
3. Sensor Warna TCS3200

4. Arduino Uno
5. ESP 32
6. Powerbank 5 V

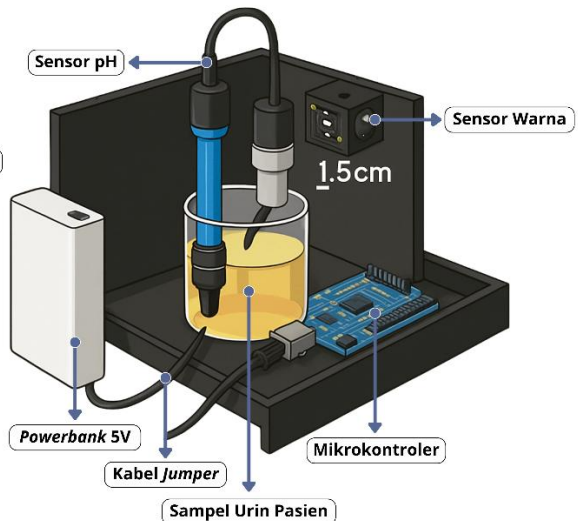
Gambar 3. Rangkaian perangkat keras

Seluruh rangkaian elektronik diimplementasikan dan dirakit dalam bentuk prototipe seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.

Tampilan Luar Perangkat (External View)



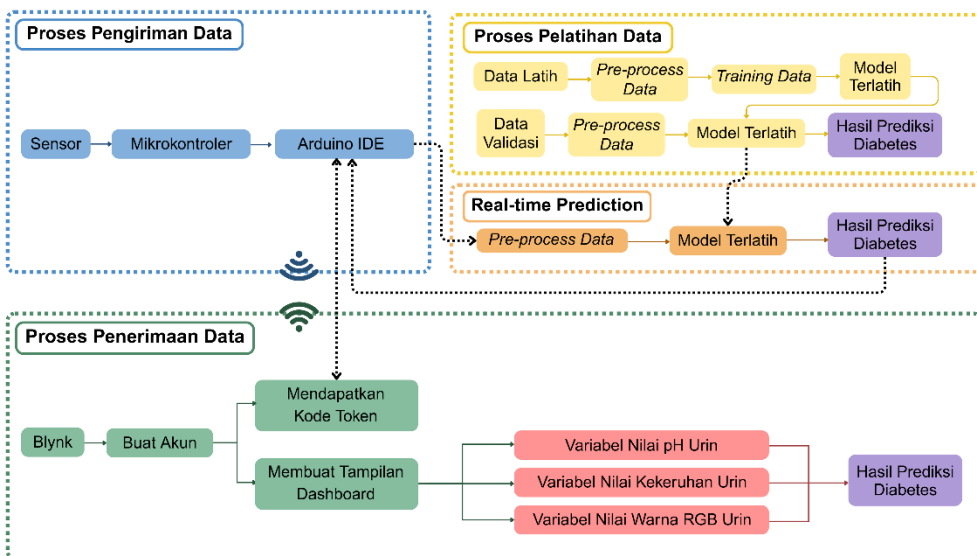
Tampilan Dalam Perangkat (Internal View)



Gambar 4. Desain 3D sistem alat

2.3.2 Perancangan Perangkat Lunak

Perancangan perangkat lunak pada penelitian ini terdiri dari Arduino IDE, Origin, Blynk, dan AI. Arduino IDE merupakan perangkat lunak khusus yang di dalamnya terdapat *compiler* yang digunakan untuk menerjemahkan bahasa C++ ke dalam bahasa mesin sehingga mudah dimengerti oleh laptop/komputer. Pemrograman arduino ini digunakan untuk membaca data keluaran dari sensor yang akan diolah oleh AI untuk mendapatkan keluaran berupa skrining awal risiko pasien diabetes kemudian ditampilkan melalui aplikasi Blynk yang dapat diakses melalui *smartphone*, laptop ataupun komputer. *Fritzing* digunakan untuk merancang dan mendokumentasikan proyek elektronika secara visual, termasuk susunan komponen dan sambungan listriknya. Origin adalah perangkat lunak yang digunakan untuk analisis data serta pembuatan grafik dan visualisasi dalam bidang ilmiah dan teknik. Sementara itu, Blynk *cloud* digunakan sebagai *server* yang berfungsi menampilkan data sensor dan menjadi perantara untuk kebutuhan pemantauan secara *real-time* melalui aplikasi Blynk. Diagram alur perancangan perangkat lunak dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Diagram alur perancangan perangkat lunak sistem

Diagram alur perancangan perangkat lunak ini dimulai dari proses pengiriman data yang melibatkan sensor-sensor (seperti pH urin, kekeruhan, dan warna RGB) yang terhubung ke mikrokontroler yang diprogram menggunakan Arduino IDE. Data yang dikumpulkan kemudian memasuki proses pelatihan data. Proses ini meliputi dua bagian data yaitu data latih dan data validasi. Keduanya melalui tahap pra-pemrosesan data. Data latih digunakan untuk melatih model yang akan menghasilkan model terlatih. Selanjutnya, data validasi diolah menggunakan model terlatih tersebut untuk memvalidasi akurasi model, dengan kedua tahap ini akan menghasilkan prediksi risiko diabetes. Untuk prediksi *real-time*, data sensor baru yang diperoleh juga dipra-proses dan dimasukkan ke dalam model terlatih guna

menghasilkan prediksi risiko diabetes secara langsung. Terakhir, proses penerimaan data memanfaatkan *platform* IoT Blynk. Pengguna harus membuat akun Blynk dan mendapatkan token autentikasi. Sebuah *dashboard* dirancang pada Blynk untuk menampilkan nilai sensor *real-time* (nilai pH urin, kekeruhan, dan warna RGB) serta hasil prediksi risiko diabetes, sehingga memungkinkan pemantauan jarak jauh terhadap keluaran sistem.

Pada perancangan perangkat lunak dalam penelitian ini, aplikasi Blynk digunakan sebagai antarmuka untuk menampilkan hasil pengukuran parameter fisik-kimia urin pasien diabetes secara *real-time* pada *smartphone* dan *website*. Langkah pertama adalah membuat akun Blynk dengan menggunakan email. Setelah itu, dibuat *template* baru dengan nama “Sistem Deteksi Parameter Fisik-Kimia Urin” dan memilih ESP32 sebagai perangkat keras yang akan digunakan untuk koneksi internet. Pada opsi “*connection type*”, dipilih Wi-Fi, kemudian menekan tombol “Done” seperti pada Gambar 6.

Settings

TEMPLATE IMAGE (OPTIONAL)



Upgrade to upload template image

 UPGRADE

NAME

Sistem Deteksi Parameter Fisik Kimia Urin 41 / 50

HARDWARE CONNECTION TYPE

ESP32 WiFi

TEMPLATE DESCRIPTION (OPTIONAL)

Sistem ini dirancang untuk melakukan pemantauan kualitas urin menggunakan sensor pH, turbidity, dan warna menggunakan ESP32.

124 / 128

HOTSPOT PREFIX

Hotspot Prefix

Gambar 6. Tampilan pengaturan *template* Blynk

Selanjutnya, untuk merancang tampilan *dashboard* yang informatif, ditambahkan beberapa *widget* seperti *labeled value* dan *gauge* pada kotak *widget*. *Widget-widget* ini berfungsi untuk memvisualisasikan data hasil pengukuran dari tiga sensor utama, yaitu sensor pH, sensor kekeruhan, dan sensor warna RGB. Tahap berikutnya adalah membuat *datastreams* untuk setiap sensor. *Datastreams* berperan sebagai penentu pin virtual yang menjadi penghubung antara aplikasi Blynk dan mikrokontroler ESP32, memungkinkan transmisi data dari setiap sensor ke *dashboard* secara terstruktur yang dapat dilihat pada Gambar 7 dan Gambar 8.

Virtual Pin Datastream

General

Expose to Automations

NAME

pH Urine

ALIAS

pH Urine

PIN

V0

DATA TYPE

Integer

UNITS

None

MIN

0

MAX

14

DEFAULT VALUE

0

☐ Enable history data

Cancel

Save

Gambar 7. Pengaturan virtual pin *datastream* pada Blynk

Sistem Deteksi Parameter Fisik Kimia Urin

Edit

Datastreams

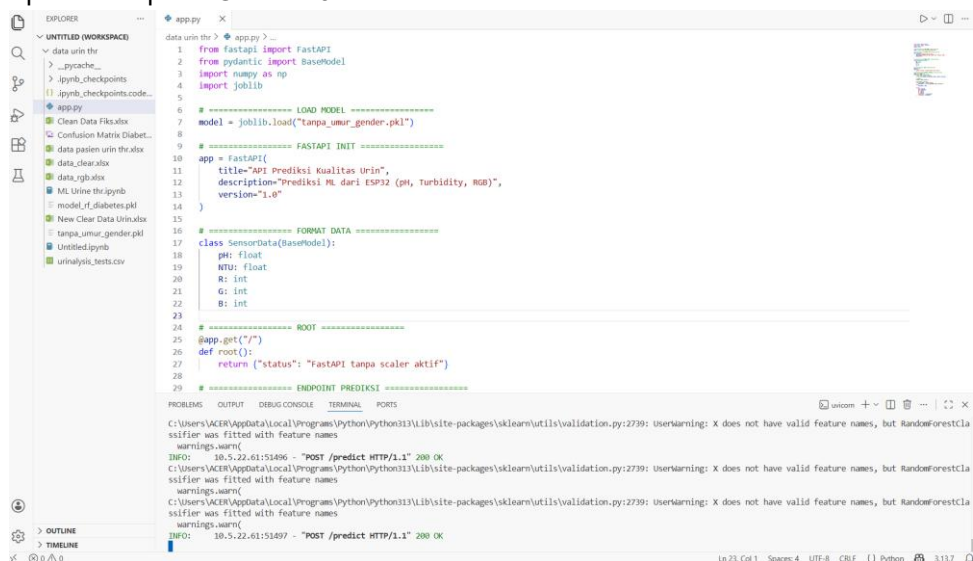
Search datastream

ID	Name	Pin	Color	Data Type	Units	Is Raw	Min	Max	Decimals
1	pH Urine	V0		Double		false	0	14	###
2	Turbidity Urine	V1		Double		false	0	100	###
3	Red	V2		Integer		false	0	255	--
4	Green	V3		Integer		false	0	255	--
5	Blue	V4		Integer		false	0	255	--
6	Prediksi	V5		Integer		false	0	1	--

Gambar 8. Tampilan menu *datastreams* pada aplikasi Blynk

Setelah membuat *template* tampilan *dashboard* dan *datastreams*, maka Blynk ID *template* dan *auth token* akan didapatkan. Selanjutnya masukkan ID *template*, nama *template* dan *auth token* pada program Arduino IDE. Integrasi ini memungkinkan ESP32 terautentikasi dan terhubung ke server Blynk, sehingga data dari sensor (pH, kekeruhan, dan warna RGB) dapat dikirim dan ditampilkan pada *dashboard*. Berikut program antara ESP32 dengan aplikasi Blynk dapat dilihat pada **Error! Reference source not found.**

Setelah program berhasil diunggah ke ESP32 melalui Arduino IDE, tahap selanjutnya adalah menjalankan server FastAPI sebagai *Application Programming Interface* (API) yang menghubungkan sistem IoT dengan model *machine learning*. Server dijalankan menggunakan perintah "*uvicorn app:app --host 0.0.0.0 --port 8000 --reload*". Munculnya informasi "*Uvicorn running on http://...*" dan kode status HTTP 200 menandakan bahwa layanan prediksi berbasis RF telah aktif dan siap melakukan inferensi terhadap data sensor yang dikirimkan dari ESP32. Tampilan pada terminal dapat dilihat pada Gambar 9.



```
1 from fastapi import FastAPI
2 from pydantic import BaseModel
3 import numpy as np
4 import joblib
5
6 # ===== LOAD MODEL =====
7 model = joblib.load("tampa_umur_gender.pkl")
8
9 # ===== FASTAPI INIT =====
10 app = FastAPI(
11     title="API Prediksi Kualitas Urin",
12     description="Prediksi ML dari ESP32 (pH, Turbidity, RGB)",
13     version="1.0"
14 )
15
16 # ===== FORMAT DATA =====
17 class SensorData(BaseModel):
18     pH: float
19     NTU: float
20     R: int
21     G: int
22     B: int
23
24 # ===== ROOT =====
25 @app.get("/")
26 def root():
27     return {"status": "FastAPI tanpa scaler aktif"}
28
29 # ===== ENDPOINT PREDIKSI =====
```

PROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL PORTS

C:\Users\ACER\AppData\Local\Programs\Python\Python313\lib\site-packages\sklearn\utils\validation.py:2739: UserWarning: X does not have valid feature names, but RandomForestClassifier was fitted with feature names

INFO: 10.5.22.61:51496 - "POST /predict HTTP/1.1" 200 OK

C:\Users\ACER\AppData\Local\Programs\Python\Python313\lib\site-packages\sklearn\utils\validation.py:2739: UserWarning: X does not have valid feature names, but RandomForestClassifier was fitted with feature names

INFO: 10.5.22.61:51497 - "POST /predict HTTP/1.1" 200 OK

Gambar 9. Tampilan kode program FastAPI untuk pemrosesan data sensor dan prediksi kualitas urin berbasis ML

2.3.3 Perancangan Model *Artificial Intelligence*

Tujuan utama penelitian ini adalah mengembangkan sistem berbasis AI untuk memprediksi risiko awal diabetes melalui analisis urin pasien berdasarkan parameter pH, kekeruhan, dan warna RGB. Metodologi perancangan model mencakup beberapa tahap, dimulai dari identifikasi algoritma yang paling sesuai, perancangan fitur yang relevan, hingga pelatihan dan evaluasi model secara sistematis. Identifikasi algoritma yang tepat sebagai tahap awal untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan mampu memberikan prediksi yang akurat. Selain itu, rekayasa fitur dilakukan untuk mengelola data sensor mentah menjadi hasil prediktif, sehingga meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola-pola penting yang berkaitan

dengan skrining awal risiko diabetes. Tahap akhir dari perancangan ini adalah pelatihan dan evaluasi untuk memastikan bahwa sistem yang dibangun mampu menghasilkan prediksi yang valid dan dapat menjadi skrining awal risiko diabetes secara non-invasif pada pasien.

Dalam penelitian ini, algoritma *Random Forest* (RF) dipilih sebagai model *machine learning* utama karena keandalannya dalam menangani tugas klasifikasi dan regresi. RF merupakan metode ansambel yang menggabungkan banyak pohon keputusan (*decision trees*) yang dibangun secara paralel untuk menghasilkan modus kelas (untuk klasifikasi) atau prediksi rata-rata (untuk regresi) dari masing-masing pohon (Behrouz dkk., 2022). Pendekatan ansambel ini mengurangi *overfitting* dan meningkatkan kinerja generalisasi, sehingga RF sangat cocok untuk dataset medis yang mengandung pola kompleks dan nonlinier (Soladoye dkk., 2025). Proses pengembangan model berlangsung dalam tiga tahap utama yaitu pelatihan, validasi, dan pengujian. Pada tahap pelatihan, model belajar pola dari data latih. Selanjutnya, performanya dinilai pada data validasi untuk memantau kemampuan generalisasi selama pelatihan. Tahap akhir adalah pengujian menggunakan data uji yang benar-benar baru, yang hasilnya menentukan metrik kinerja akhir model (Hicks dkk., 2022).

Untuk memastikan model dapat digeneralisasi dengan baik, langkah selanjutnya adalah menyiapkan data. Dataset kemudian dibagi secara acak menjadi data pelatihan (80%) dan data pengujian (20%). Pembagian data ini dilakukan untuk memastikan bahwa model dapat mempelajari pola dari data pelatihan dan diuji kemampuannya secara independen pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, sehingga validitas prediksi model dapat lebih terjamin (Bichri et al., 2024). Setelah proses pelatihan pada data latih selesai, kinerja model selanjutnya dievaluasi menggunakan data pengujian.

Evaluasi kinerja model dilakukan secara objektif dengan menerapkan beberapa metrik klasifikasi biner yang umum digunakan, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Metrik akurasi digunakan untuk mengukur sejauh mana model mampu mengelompokkan data ke dalam kategori yang benar secara keseluruhan. Presisi atau *Positive Predictive Value* (PPV) mengukur tingkat ketepatan prediksi positif dengan melihat proporsi data yang diprediksi positif yang benar-benar positif, di mana nilai presisi yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi positif memang benar. Sementara itu, *recall* atau *sensitivity* yang juga dikenal sebagai *True Positive Rate* (TPR) mengukur kemampuan model dalam mendeteksi seluruh data positif yang sebenarnya, di mana *recall* yang tinggi mengindikasikan model mampu menangkap mayoritas kasus positif. Selain itu, *specificity* atau *True Negative Rate* (TNR) merepresentasikan kemampuan model dalam mengidentifikasi data negatif secara akurat. Adapun rumus-rumus ditampilkan sebagai berikut:

Recall adalah proporsi kasus positif yang berhasil diidentifikasi dengan benar dari seluruh kasus positif sebenarnya. Metrik ini mengukur kelengkapan dalam mengklasifikasikan kasus positif, di mana nilai yang tinggi menunjukkan kemampuan model yang baik dalam mendeteksi kasus yang relevan (Ali dkk., 2022).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

Spesifisitas (*specificity*) adalah proporsi kasus negatif yang berhasil diidentifikasi dengan benar dari seluruh kasus negatif sebenarnya. Metrik ini merupakan versi kelas negatif dari *recall*, yang mengukur kemampuan model dalam menghindari kesalahan klasifikasi FP (Hicks dkk., 2022).

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2)$$

Presisi (*precision*) adalah proporsi prediksi positif yang benar di antara seluruh prediksi yang diklasifikasikan sebagai positif. Metrik ini mengukur keakuratan atau ketepatan prediksi positif dari suatu model (Ali dkk., 2022).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

Akurasi (*accuracy*) adalah proporsi prediksi yang benar (baik positif maupun negatif) dari seluruh prediksi yang dibuat. Metrik ini mengukur kinerja keseluruhan model dalam mengklasifikasikan data secara tepat (Ali dkk., 2022).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4)$$

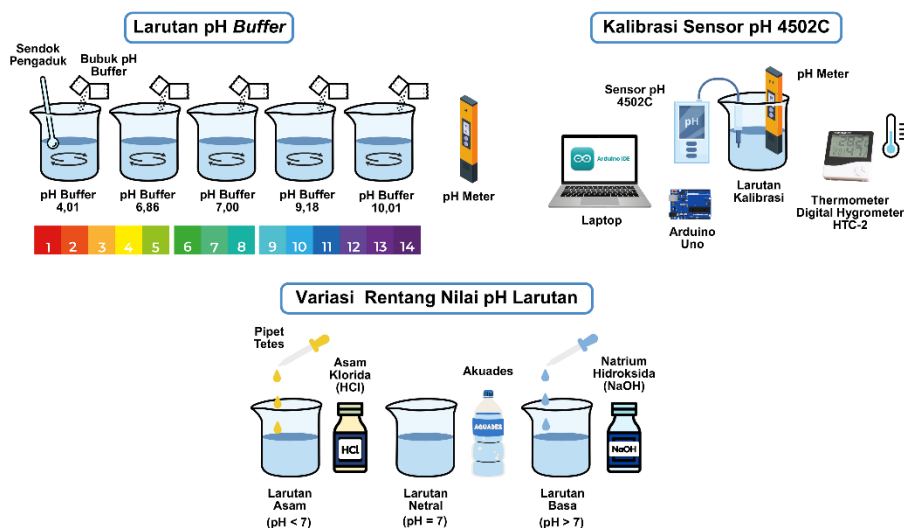
F1-score merupakan metrik yang menggambarkan keseimbangan antara presisi dan *recall*, yang diperoleh dengan menggabungkan keduanya untuk memberikan penilaian yang komprehensif terhadap kinerja model secara keseluruhan. Metrik ini sangat berguna terutama ketika data yang digunakan tidak seimbang, karena memastikan bahwa performa algoritma tetap akurat dan andal tanpa hanya bergantung pada satu aspek evaluasi semata. Adapun rumus untuk menghitung nilai *F1-score* adalah sebagai berikut (Hicks dkk., 2022) :

$$F1 = 2 \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \quad (5)$$

2.4 Kalibrasi Sensor

2.4.1 Kalibrasi Sensor pH 4502C

Kalibrasi sensor pH 4502C dilakukan melalui tahapan terstruktur yang mencakup persiapan larutan uji, proses pengukuran, dan evaluasi hasil kalibrasi berdasarkan perbandingan dengan alat ukur standar pH meter pada rentang pH asam, netral, dan basa, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 10.

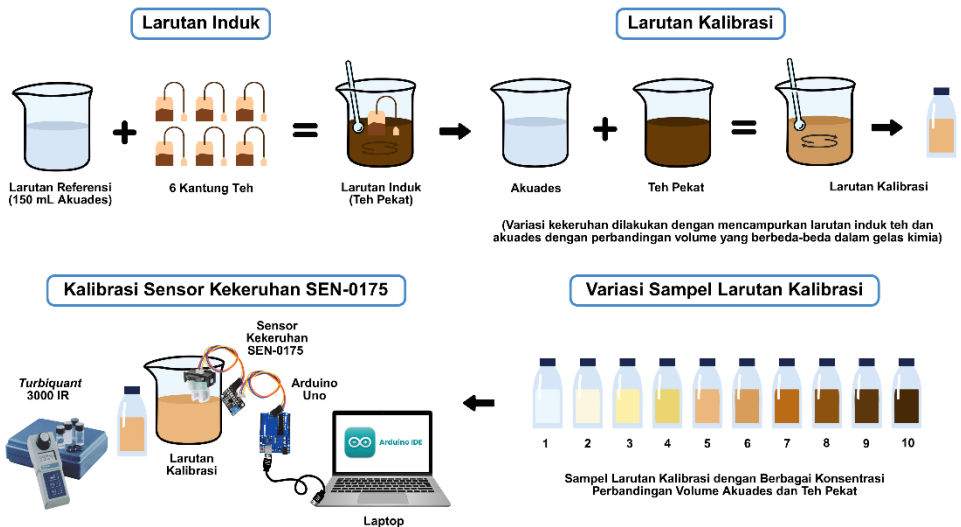


Gambar 10. Skema alur kalibrasi sensor pH 4502C

Pada Gambar 10 merupakan tahap kalibrasi sensor pH 4502C dilakukan melalui perbandingan nilai analog yang dibaca oleh sensor terhadap pembacaan pH meter sebagai alat ukur standar. Proses kalibrasi diawali dengan menempatkan sensor dan pH meter ke dalam larutan *buffer* standar yang disiapkan dalam gelas kimia 500 mL. Larutan *buffer* diformulasikan menggunakan akuades sebagai pelarut dan bubuk *buffer* pada nilai pH spesifik, yaitu 4,01; 6,86; 7,00; 9,18; dan 10,01. Selanjutnya, untuk memperluas rentang evaluasi, dilakukan variasi nilai pH larutan dari sangat asam hingga sangat basa. Variasi pH asam ($pH < 7$) diperoleh dengan penambahan larutan HCl 1 M secara bertahap dan hati-hati, sedangkan variasi pH basa ($pH > 7$) diperoleh melalui penambahan larutan NaOH 1 M secara bertahap dan hati-hati. Seluruh penanganan asam dan basa kuat dilakukan dengan mematuhi prosedur keselamatan laboratorium, yaitu menggunakan Alat Pelindung Diri (APD) berupa jas lab, sarung tangan nitril, dan kaca mata pelindung, serta bekerja di dalam area ventilasi yang baik. Selain itu, dilakukan pemantauan suhu lingkungan secara *real-time* dengan termometer digital/higrometer HTC-2 selama proses kalibrasi sensor pH 4502C untuk akurasi pengukuran data yang rentan terhadap perubahan suhu. Data kalibrasi kemudian diperoleh dengan membandingkan hasil pembacaan sensor terhadap pembacaan pH meter pada seluruh rentang pH yang diuji, mencakup kondisi asam, netral, dan basa.

2.4.2 Kalibrasi Sensor Kekeruhan SEN-0175

Kalibrasi sensor kekeruhan SEN-0175 dilakukan melalui serangkaian tahapan terstruktur yang mencakup pembuatan larutan uji dengan variasi tingkat kekeruhan, akuisisi data sensor, dan analisis respons sensor berdasarkan perbandingan dengan alat ukur standar, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 11.



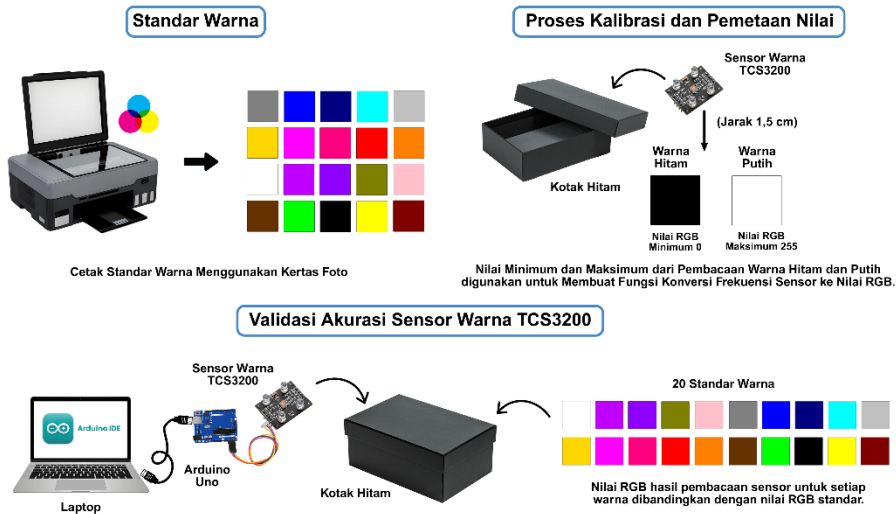
Gambar 11. Skema alur kalibrasi sensor kekeruhan SEN-0175

Pada Gambar 11 merupakan tahap kalibrasi sensor kekeruhan SEN-0175 dilakukan melalui perbandingan nilai analog yang dibaca oleh sensor terhadap pembacaan *Turbiquant 3000 IR* sebagai alat ukur standar menggunakan sampel uji berbahan teh. Perlu dicatat bahwa larutan teh digunakan sebagai bahan uji dengan variasi kekeruhan relatif, bukan sebagai standar kalibrasi yang tertelusur ke satuan NTU. Larutan induk teh dibuat dengan mencampurkan 150 mL akuades dengan 6 kantung teh celup, kemudian diaduk hingga merata dan didinginkan. Variasi tingkat kekeruhan relatif dibuat dengan mengencerkan larutan induk teh tersebut dengan akuades pada perbandingan volume yang berbeda-beda dalam gelas kimia. Keterbatasan utama dari pendekatan ini adalah tidak adanya ketertelusuran (*traceability*) langsung ke standar kekeruhan internasional berupa larutan formazin. Oleh karena itu, hasil kalibrasi ini menunjukkan konsistensi dan keterulangan (*repeatability*) sensor, serta kecenderungan respons linear terhadap variasi kekeruhan, bukan respons relatif dalam satuan NTU.

Proses pengambilan data kalibrasi dilakukan dengan menempatkan sensor SEN-0175 dan *probe* dari *Turbiquant 3000 IR* dicelupkan secara bersamaan ke dalam setiap sampel larutan yang telah disiapkan. Nilai tegangan analog dari sensor SEN-0175 dan nilai NTU (*Nephelometric Turbidity Unit*) dari *Turbiquant 3000 IR* dicatat untuk setiap sampel. Proses ini diulangi untuk seluruh rentang variasi sampel, dari yang paling jernih (100% akuades) hingga yang paling keruh (100% larutan induk teh).

2.4.3 Kalibrasi Sensor Warna TCS3200

Kalibrasi sensor warna TCS3200 dilakukan melalui tahapan terstruktur yang mencakup penetapan kondisi pencahayaan, pembacaan nilai referensi, dan pemetaan respons sensor ke dalam skala warna RGB terstandarisasi, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 12.



Gambar 12. Skema alur kalibrasi sensor warna TCS3200

Pada Gambar 12 menunjukkan alur kalibrasi sensor warna TCS3200 dilakukan dengan membandingkan nilai frekuensi digital yang dihasilkan sensor terhadap standar warna. Standar warna yang digunakan dicetak pada kertas foto untuk menjamin konsistensi dan ketajaman warna. Proses diawali dengan menempatkan sensor warna TCS3200 di dalam sebuah kotak hitam yang kedap cahaya pada jarak tetap 1,5 cm dari permukaan standar warna. Hal ini bertujuan untuk menghilangkan pengaruh cahaya dari luar, sehingga hanya respons sensor terhadap warna standar yang terekam.

Tahap kalibrasi dimulai dengan membaca nilai sensor pada warna hitam dan putih. Warna hitam berfungsi sebagai referensi nilai minimum (mendekati 0), sedangkan warna putih sebagai referensi nilai maksimum (mendekati 255). Pada pemrograman, rentang frekuensi yang dibaca sensor ini kemudian dipetakan (*mapping*) ke dalam skala nilai 0 hingga 255 untuk setiap variasi warna RGB (merah (*Red*), hijau (*Green*), dan biru (*Blue*)). Nilai minimum dan maksimum yang diperoleh dari pembacaan warna hitam dan putih yang selanjutnya nilai tersebut dimasukkan ke dalam kode program untuk menghasilkan fungsi kalibrasi yang mengonversi pembacaan frekuensi sensor menjadi nilai warna RGB yang terstandarisasi.

Setelah proses kalibrasi selesai, dilakukan tahap validasi dengan membaca 19 warna standar kepada sensor. Warna-warna tersebut adalah abu-abu, biru, biru laut, biru donker, coklat, hijau, hitam, kuning, magenta, merah, merah marun, merah jambu, jingga, putih, violet, perak, mawar, ungu, dan zaitun. Nilai RGB yang dihasilkan sensor dari setiap warna kemudian dibandingkan dengan nilai RGB standar untuk dianalisis akurasi dengan menghitung nilai selisih dan persentase *error*.

2.5 Pengujian Alat

Pengujian alat dilakukan terhadap sistem yang telah selesai dirancang untuk memastikan seluruh komponen bekerja dengan baik. Pada tahap awal pengujian adalah memastikan bahwa mikrokontroler Arduino Uno telah berhasil terhubung dengan sensor pH 4502C, sensor kekeruhan SEN-0175, dan sensor warna TCS3200. Pengujian ini dilakukan dengan cara mengunggah program uji sederhana guna memverifikasi bahwa masing-masing sensor memberikan respon yang sesuai. Jika data belum muncul pada serial monitor, maka sambungan kabel dan konfigurasi pin diperiksa kembali hingga aliran sinyal terekam dengan benar dan stabil. Setelah kestabilan koneksi terjamin, dilakukan pembacaan data keseluruhan sensor yang telah diintegrasikan untuk merekam respon dari sampel urin pasien. Selain itu, sistem juga menggunakan mikrokontroler ESP32 sebagai unit pendukung untuk konektivitas Wi-Fi dan komunikasi data dengan server prediksi. Hasil prediksi yang diperoleh dari server selanjutnya diteruskan kembali oleh ESP32 untuk ditampilkan secara *real-time* pada *dashboard* Blynk.

Pengujian alat juga mencakup tahap kalibrasi sensor, yang dilakukan dengan membandingkan pembacaan sensor dengan alat pembanding sensor. Hal tersebut dilakukan untuk melihat nilai *error* pada pembacaan sensor untuk melihat tingkat akurasi sensor. Setelah tahap kalibrasi sensor selesai, pengambilan data akan dilakukan dan akan diolah dengan AI untuk melihat hasil prediksi diabetes pasien melalui data sensor. Dalam pengolahan data AI, dataset dilatih terlebih dahulu pada model *machine learning*, khususnya yang berbasis pohon keputusan seperti RF, bekerja dengan mempelajari pola, tren, dan perubahan relatif dalam data. Model ini memang sangat bergantung pada nilai fitur untuk membangun pohon keputusannya. Prinsip kerja RF adalah membuat *split* (pemisahan) pada node-node di pohon berdasarkan nilai ambang batas (*threshold*) dari suatu fitur (Afolabi dkk., 2025). Proses ini sangat bergantung pada nilai numerik atau kategori dari fitur tersebut. Data yang direkam akan disimpan sementara kemudian akan dikirim pada validasi data dari model terlatih untuk keluaran hasil prediksi diabetes. Lalu, akan dikirimkan ke *dashboard* Blynk untuk monitoring kondisi pasien mencakup variabel pH, kekeruhan, warna RGB, dan prediksi risiko diabetes pasien yang dapat dipantau melalui antarmuka pengguna yaitu *smartphone* atau laptop.

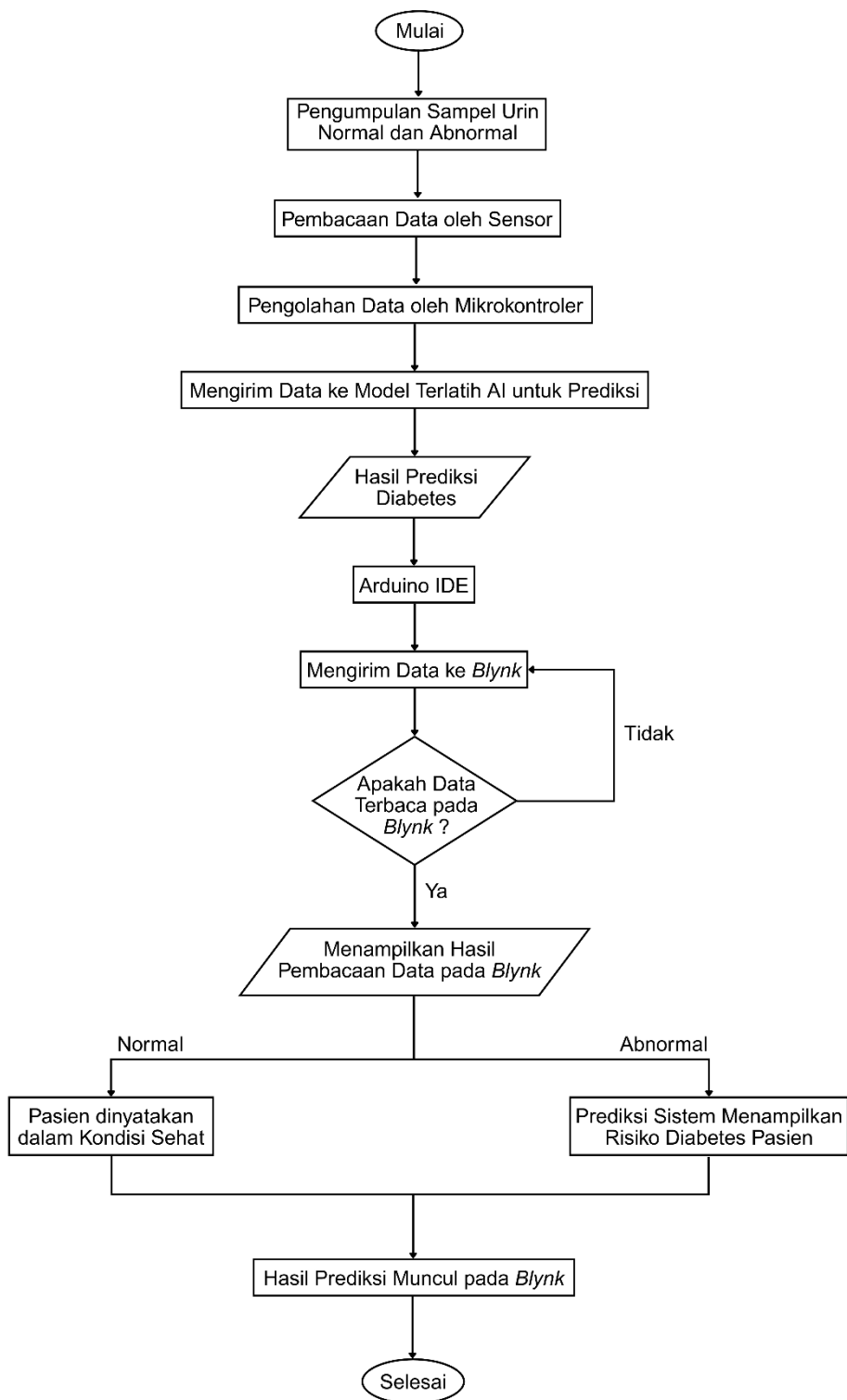
Selain pengujian kinerja sistem dan kalibrasi sensor, dilakukan pengujian *Quality of Service* (QoS) yang difokuskan pada parameter *delay* (latensi), *jitter*, dan *packet loss* untuk mengevaluasi kinerja komunikasi data pada sistem IoT yang dikembangkan. Pengujian *delay* dilakukan dengan mengukur selang waktu antara pengiriman data sensor oleh ESP32 ke server prediksi hingga data tersebut diterima dan ditampilkan pada *dashboard* Blynk. Pengujian *jitter* bertujuan untuk menganalisis variasi waktu tunda antar paket data yang dikirimkan secara berurutan, sedangkan pengujian *packet loss* dilakukan untuk mengetahui persentase kehilangan paket data selama proses transmisi. Seluruh pengujian QoS dilaksanakan pada dua kondisi lingkungan, yaitu di dalam ruangan (*indoor*) dan di luar ruangan (*outdoor*), guna mengetahui pengaruh kondisi lingkungan dan kualitas jaringan terhadap stabilitas dan keandalan komunikasi data. Hasil pengujian *delay*, *jitter*, dan *packet loss*

digunakan sebagai indikator responsivitas dan reliabilitas sistem dalam mendukung pemantauan kondisi pasien secara *real-time*, khususnya pada aplikasi skrining dini risiko diabetes yang menuntut komunikasi data yang cepat, stabil, dan minim kehilangan informasi.

2.6 Bagan Alir Sistem Kerja Alat

Pada bagan alir sistem kerja alat, sistem dimulai dengan pengumpulan sampel urin normal dan abnormal, di mana sampel ini menjadi *input* dasar untuk proses diagnostik pasien. Selanjutnya, sensor akan membaca data parameter fisik-kimia dalam urin seperti pH, kekeruhan dan warna urin. Data tersebut kemudian dikirimkan ke mikrokontroler untuk melalui tahap pengolahan data yang meliputi kalibrasi sensor dan validasi model AI. Setelah data dilakukan validasi, sistem mengirimkan data tersebut ke model AI terlatih yang berfungsi sebagai mesin prediksi utama; model ini menganalisis pola-pola dalam parameter urin untuk mengklasifikasikan kondisi pasien ke dalam kategori "Risiko Diabetes" atau "Normal". Hasil prediksi ini kemudian diintegrasikan dengan *platform* IoT melalui kode pemrograman dalam Arduino IDE, yang akan mengirimkan diagnosis ke aplikasi Blynk.

Tahap ini melibatkan mekanisme verifikasi di mana sistem secara otomatis memeriksa apakah data berhasil terbaca di *dashboard* Blynk, jika gagal (tidak terbaca), sistem mungkin menginisiasi pengiriman ulang atau memberi peringatan *error*, namun jika sukses (terbaca), dua jenis informasi ditampilkan secara *real-time*. Pertama, pembacaan sensor mentah sebagai data fisiologis objektif, dan kedua, interpretasi klinis yang ditampilkan pada antarmuka Blynk dalam bentuk nilai biner, yaitu angka 1 yang menunjukkan bahwa "Prediksi Sistem Menampilkan Risiko Diabetes Pasien" dan angka 0 yang menyatakan bahwa "Pasien berada dalam Kondisi Sehat". Proses ini menciptakan alur tertutup mulai dari sampel biologis hingga visualisasi digital, dengan memanfaatkan multi-sensor, mikrokontroler, AI prediktif, dan IoT untuk menyajikan hasil diagnosis yang dapat diakses secara *real-time* melalui antarmuka Blynk. Adapun bagan alir sistem kerja alat dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Bagan alir sistem kerja alat