

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Dasar Teori

2.1.1 Diabetes Mellitus

Di banyak negara, diabetes melitus merupakan masalah kesehatan masyarakat dan penyakit tidak menular. Federasi Diabetes Internasional (IDF) menyatakan bahwa jumlah penderita diabetes terus meningkat setiap tahunnya akibat penuaan populasi, meningkatnya angka obesitas, perubahan gaya hidup, dan kurangnya aktivitas fisik. Mengingat tingginya biaya pengobatan serta kemungkinan dampak jangka panjangnya, penyakit ini menunjukkan bahwa diabetes bukan hanya masalah pribadi, tetapi juga menjadi perhatian bagi sistem kesehatan. Untuk mendeteksi penyakit ini sebelum menyebabkan kerusakan organ yang lebih serius, berbagai inisiatif pencegahan dan deteksi dini sedang dikembangkan (Ferdian Salim et al., 2017; Rista Riviani et al., 2025).

Diabetes mellitus tipe 1, diabetes mellitus tipe 2, diabetes gestasional, dan bentuk-bentuk khusus lainnya yang disebabkan oleh kelainan genetik atau disfungsi pankreas termasuk di antara berbagai jenis diabetes mellitus yang dikategorikan secara klinis. Kerusakan sel beta pankreas yang mengakibatkan produksi insulin sangat sedikit atau tidak ada sama sekali merupakan penyebab diabetes melitus tipe 1. Resistensi insulin dan berkurangnya kemampuan pankreas untuk memproduksi insulin dalam kadar yang memadai merupakan dua penyebab utama diabetes melitus tipe 2. Ini adalah jenis yang paling umum di kalangan masyarakat umum dan sangat terkait dengan usia, faktor genetik, gaya hidup, dan obesitas. Di sisi lain, diabetes gestasional berkembang selama kehamilan akibat perubahan hormonal yang memengaruhi sensitivitas insulin dan, jika tidak ditangani, dapat meningkatkan risiko diabetes tipe 2 setelah kehamilan (Rista Riviani et al., 2025).

Insulin adalah hormon yang secara normal memungkinkan glukosa masuk ke dalam sel dan dimanfaatkan sebagai sumber energi. Ketika sel-sel menjadi resisten terhadap insulin atau produksi insulin menurun, glukosa tidak dapat dimanfaatkan secara efisien sehingga kadar glukosa darah meningkat. Kemampuan tubuh untuk

memanfaatkan protein, lipid, dan karbohidrat terhambat ketika kadar gula darah tetap tinggi. Selain itu, stres oksidatif dan peradangan kronis yang dipicu oleh kadar glukosa darah tinggi dapat merusak sistem saraf dan jaringan pembuluh darah. Sebagian besar masalah diabetes, termasuk masalah mikrovaskular dan makrovaskular, disebabkan oleh kerusakan ini. Penuaan merupakan salah satu faktor risiko paling umum untuk diabetes mellitus. Hiperglikemia kronis lebih mungkin terjadi seiring bertambahnya usia karena penurunan sensitivitas insulin dan aktivitas sel beta pankreas (Ferdian Salim et al., 2017).

Neuropati otonom diabetik merupakan salah satu masalah yang erat kaitannya dengan penelitian ini. Kerusakan pada serabut saraf otonom, yang mengatur proses tubuh yang tidak disadari, termasuk tekanan darah, detak jantung, sistem pencernaan, dan kelenjar keringat, merupakan akar dari kondisi ini. Reaksi fisiologis yang abnormal terhadap berbagai rangsangan terjadi akibat kerusakan pada sistem saraf simpatik. Penderita diabetes sering kali mengalami perubahan konduktivitas listrik kulit, pola detak jantung yang berubah, gangguan pengaturan suhu tubuh, serta berkurangnya keringat di telapak tangan dan telapak kaki. Penggunaan penanda noninvasif sebagai indikator dini dalam proses skrining diabetes didasarkan pada perubahan fisiologis ini (Rista Riviani et al., 2025).

Indeks Massa Tubuh (IMT) merupakan indikator lain yang secara langsung terkait dengan diabetes. Hubungan antara tinggi badan dan berat badan seseorang dapat dijelaskan secara sederhana melalui IMT-nya. Peningkatan jaringan lemak merupakan faktor risiko resistensi insulin pada orang dengan IMT tinggi. Menurut beberapa penelitian, IMT yang lebih tinggi dikaitkan dengan peningkatan risiko diabetes tipe 2. Akibatnya, BMI sering digunakan sebagai variabel prediktor dalam berbagai model pembelajaran mesin untuk mengidentifikasi risiko diabetes (Diouri et al., 2021).

Faktor penentu penting lainnya dalam perkembangan diabetes mellitus adalah usia. Pankreas mulai bekerja kurang efektif seiring bertambahnya usia, yang mengakibatkan berkurangnya kemampuan untuk memproduksi insulin. Selain itu, jaringan tubuh menjadi kurang sensitif terhadap insulin akibat perubahan metabolik alami. Orang yang berusia di atas 40 tahun diketahui memiliki risiko yang jauh lebih

tinggi untuk terkena diabetes, tetapi kelompok usia yang lebih muda juga mengalami peningkatan kasus akibat perubahan gaya hidup, konsumsi makanan berkalori tinggi, dan kurangnya aktivitas fisik (Prajapati et al., 2022).

Mengingat variasi ciri-ciri fisiologis tersebut, penelitian ini menggunakan algoritma XGBoost untuk mengklasifikasikan lima ciri penting: usia, indeks massa tubuh (BMI), detak jantung, saturasi oksigen (SpO_2), dan respons kulit galvanik (GSR). Kelima metrik ini dipilih karena menunjukkan perubahan fisiologis yang terkait dengan disfungsi sistem saraf otonom dan masalah metabolik pada penderita diabetes. Kombinasi dari semua ciri ini diharapkan dapat menghasilkan model klasifikasi yang efektif yang dapat digunakan sebagai sistem skrining dini non-invasif untuk risiko diabetes sebelum pasien menjalani pemeriksaan lebih lanjut menggunakan perangkat standar seperti glukometer, meskipun parameter-parameter ini tidak dapat secara langsung menggantikan pengujian glukosa darah (Diouri et al., 2021; Prajapati et al., 2022).

2.1.2 Sensor Biometrik MAX30102

Komponen penting dalam pengukuran tanda-tanda vital secara noninvasif adalah sensor MAX30102, sebuah perangkat keras biometrik terintegrasi. Sensor ini terutama digunakan dalam pembangunan sistem pengujian kesehatan digital untuk menggantikan pendekatan tradisional yang sering kali membuat pasien merasa tidak nyaman. Berkat ukurannya yang kecil dan kemampuannya untuk mengurangi gangguan pada sinyal biologis pasien selama proses pemindaian, sensor ini kini banyak digunakan (Pratama et al., 2025).

Secara teknis, mekanisme kerja fisik modul ini memanfaatkan metode Fotopletismografi (PPG), sebuah pendekatan optik yang mengukur variasi volume darah di dalam kapiler jaringan perifer. Perangkat ini dilengkapi dengan dua dioda pemancar cahaya (LED) yang secara bergantian memancarkan cahaya merah dan inframerah melalui ujung jari pasien. Sisa cahaya yang dipantulkan kembali oleh jaringan epidermis ditangkap oleh komponen fotodetektor internal sensor berdasarkan perbedaan penyerapan cahaya oleh hemoglobin teroksigenasi (HbO_2) dan hemoglobin tidak teroksigenasi (Hb) (Pratama et al., 2025).

Sebuah konverter internal beresolusi tinggi kemudian mengubah sinyal optik analog dari fotodetektor menjadi representasi data digital. Bus komunikasi I2C (Inter-Integrated Circuit) digunakan untuk mengirimkan aliran data digital ini secara terus-menerus ke mikrokontroler. Sistem ini dapat secara akurat menentukan tingkat saturasi oksigen (SpO_2) dalam persentase dan detak jantung dalam denyut per menit (BPM) dengan menghitung secara matematis rasio amplitudo gelombang cahaya yang diterima (Hafiz Fahurrohman et al., 2026; Pratama et al., 2025).

Sensor MAX30102 merupakan pilihan yang populer dalam pengembangan perangkat kesehatan portabel karena ukurannya yang kecil, konsumsi dayanya yang rendah, dan kemampuannya menghasilkan data fisiologis secara real-time. Fitur-fitur ini membuat sensor ini cocok untuk diintegrasikan dengan perangkat Internet of Things (IoT), terutama dalam sistem pemantauan kesehatan yang memerlukan pengumpulan data secara terus-menerus. Komunikasi dalam bentuk digital menggunakan protokol I2C juga memudahkan integrasi sensor ini ke berbagai mikrokontroler seperti ESP32 tanpa memerlukan rangkaian antarmuka yang rumit (Pratama et al., 2025).

Dalam praktiknya, kualitas sinyal yang dihasilkan oleh sensor MAX30102 bergantung pada beberapa faktor, seperti posisi jari pada permukaan sensor, intensitas cahaya sekitar, suhu kulit, dan gerakan pengguna selama proses pengukuran. Gerakan yang berlebihan menimbulkan artefak gerakan yang mengubah morfologi sinyal Photoplethysmography (PPG) dan menurunkan ketepatan pengukuran. Oleh karena itu, beberapa penelitian telah menggunakan teknik penyaringan sinyal seperti filter rata-rata bergerak, untuk mengurangi noise dan mendapatkan pembacaan yang lebih stabil (Hafiz Fahurrohman et al., 2026).

Parameter detak jantung dan SpO_2 yang dihasilkan oleh sensor MAX30102 tidak digunakan sebagai indikator tunggal untuk menentukan status diabetes melitus. Namun, kedua parameter ini dapat memberikan informasi mengenai kondisi fisiologis sistem kardiovaskular terkait gangguan metabolik dan neuropati otonom pada penderita diabetes. Karena diabetes dapat menyebabkan perubahan pada fungsi sistem saraf otonom, yang memengaruhi regulasi detak jantung dan sirkulasi darah perifer,

pola detak jantung dan nilai SpO₂ mungkin berbeda dari individu yang sehat (Diouri et al., 2021).

Dalam penelitian ini, data detak jantung dan SpO₂ dari sensor MAX30102 digabungkan dengan usia, Indeks Massa Tubuh (BMI), dan Respons Kulit Galvanik (GSR) sebagai fitur masukan untuk algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost). Kombinasi parameter fisiologis ini diharapkan dapat meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi pola yang terkait dengan risiko diabetes mellitus dibandingkan dengan hanya menggunakan satu parameter fisiologis (Diouri et al., 2021; Pratama et al., 2025).

Sensor MAX30102 juga memiliki keunggulan karena mampu menghasilkan data dengan kecepatan tinggi sekaligus mengonsumsi daya yang relatif sedikit, sehingga sangat ideal untuk digunakan dalam sistem pemantauan kesehatan berbasis mikrokontroler. Selanjutnya, hasil pembacaan sensor dikirimkan ke ESP32 untuk diproses dan diteruskan ke server melalui jaringan Wi-Fi. Oleh karena itu, hasil pengukuran dapat ditampilkan di situs web secara real-time dan digunakan sebagai salah satu komponen dalam mengklasifikasikan risiko diabetes menggunakan algoritma XGBoost (Hafiz Fahurrohman et al., 2026; Pratama et al., 2025).



Gambar 2. 1 Pulse Oximeter and Heart Rate Sensor (MAX30102)

2.1.3 Sensor Galvanic Skin Response (GSR)

Alat elektronik untuk mengukur konduktansi listrik pada kulit manusia adalah sensor Galvanic Skin Response (GSR), yang dalam terminologi ilmiah dan medis juga dikenal sebagai Electrodermal Activity (EDA). Tingkat kelembapan permukaan kulit

yang dihasilkan oleh kelenjar keringat ektrin memiliki dampak signifikan terhadap parameter konduktansi ini, sehingga membuatnya bersifat dinamis. Tanpa disadari, sistem saraf otonom simpatik manusia secara langsung mengatur perubahan nilai konduktansi ini, yang juga dikenal sebagai resistansi listrik (Prajapati et al., 2022).

Neuropati otonom diabetik merupakan salah satu konsekuensi patologis yang dapat timbul akibat gejala klinis jangka panjang diabetes mellitus. Disfungsi dalam pengendalian sekresi kelenjar keringat sudomotor disebabkan oleh kerusakan jangka panjang pada jaringan saraf otonom perifer, terutama di bagian tubuh yang jauh seperti telapak tangan dan telapak kaki pasien. Penderita diabetes mengalami perubahan parah pada pola keringat mereka akibat kondisi ini, seperti kulit yang kering secara abnormal atau respons elektrodermal yang berkurang dibandingkan dengan individu sehat (Diouri et al., 2021; Prajapati et al., 2022).

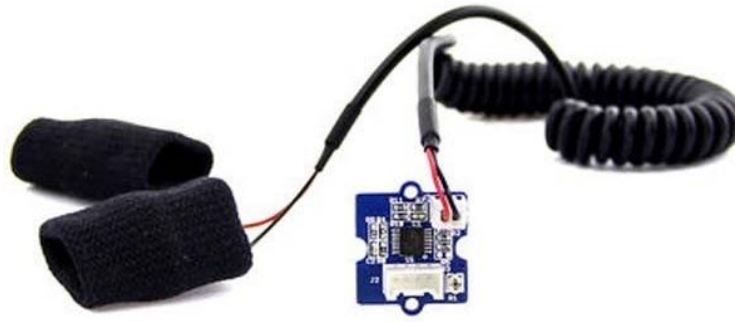
Dari segi perangkat keras, sensor GSR menggunakan dua elektroda berlapis nikel yang ditempelkan pada ujung jari pasien untuk mengalirkan arus searah (DC) dengan intensitas mikro yang sangat rendah dan aman guna mendeteksi fenomena fisiologis ini. Nilai impedansi listrik dipengaruhi oleh perubahan resistansi kulit yang disebabkan oleh aktivitas sudomotor pasien, yang menyebabkan sensor mengeluarkan variasi tegangan analog (Volt/Ohm). Nilai tegangan analog ini merupakan salah satu dari lima fitur masukan penting yang digunakan sistem untuk mengkategorikan tingkat risiko diabetes (Diouri et al., 2021).

Sensor GSR dapat memberikan informasi secara noninvasif mengenai aktivitas sistem saraf otonom. Namun, hasil pengukuran dipengaruhi oleh banyak faktor fisiologis dan lingkungan. Faktor-faktor tersebut antara lain suhu dan kelembapan lingkungan, kondisi emosional, stres, aktivitas fisik sebelum pengukuran, serta kualitas kontak antara elektroda dan permukaan kulit. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, pengumpulan data dilakukan saat subjek dalam keadaan istirahat dengan elektroda terpasang dengan benar guna mengurangi gangguan pengukuran. Kondisi pengukuran dikendalikan untuk memperoleh data GSR yang lebih stabil, yang dapat digunakan sebagai masukan untuk proses klasifikasi (Prajapati et al., 2022).

Selain faktor eksternal, karakteristik sinyal GSR berkaitan erat dengan aktivitas sistem saraf simpatik. Ketika sistem saraf simpatik lebih aktif, kelenjar ekrin mengeluarkan lebih banyak keringat, yang meningkatkan konduktivitas listrik kulit. Namun, subjek penderita diabetes yang mengalami neuropati otonom menunjukkan respons kelenjar keringat yang berkurang akibat gangguan fungsi sudomotor, sehingga pola perubahan konduktivitas kulitnya berbeda dibandingkan dengan subjek sehat. Perbedaan karakteristik tersebut menjadi dasar penggunaan sensor GSR sebagai indikator fisiologis dalam proses skrining noninvasif untuk diabetes (Diouri et al., 2021; Prajapati et al., 2022).

Dalam penelitian ini, nilai analog yang dihasilkan oleh sensor GSR dibaca oleh mikrokontroler ESP32 melalui Analog-to-Digital Converter (ADC), kemudian diubah menjadi data digital. Selanjutnya, data ini diproses bersama dengan parameter fisiologis lainnya, termasuk usia, Indeks Massa Tubuh (IMT), detak jantung, dan saturasi oksigen (SpO_2). Penggabungan parameter fisiologis ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai kondisi fisik responden dibandingkan dengan penggunaan satu parameter saja. Pendekatan multivariat ini juga memungkinkan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) untuk mempelajari hubungan antarfitur, sehingga memungkinkan klasifikasi risiko diabetes dengan akurasi yang lebih tinggi (Diouri et al., 2021).

Penerapan sensor GSR dalam penelitian ini tidak dimaksudkan untuk menggantikan pengujian glukosa darah menggunakan glukometer, melainkan sebagai salah satu parameter pendukung dalam sistem skrining dini. Sensor GSR memungkinkan kita memperoleh informasi fisiologis tambahan dengan mengukur perubahan konduktivitas kulit yang berkaitan dengan gangguan pada sistem saraf otonom, serta menggabungkan hasilnya dengan sensor MAX30102. Kombinasi kedua sensor ini mengembangkan sistem akuisisi data noninvasif terintegrasi yang dapat menyediakan data masukan untuk meningkatkan akurasi model XGBoost dalam mengidentifikasi risiko diabetes mellitus (Diouri et al., 2021; Prajapati et al., 2022).



Gambar 2. 2 Sensor GSR

2.1.4 Mikrokontroler ESP32

Penelitian informatika kesehatan ini berkaitan dengan penerapan mikrokontroler ESP32 untuk mewujudkan sistem akuisisi data nirkabel. Perangkat keras ini merupakan arsitektur System-on-Chip (SoC) berkinerja tinggi yang didukung oleh prosesor Xtensa 32-bit dual-core yang memberikan kecepatan pemrosesan data yang sangat tinggi. Komponen ini dipilih karena mampu menggabungkan manajemen daya yang fleksibel dan memori statis yang memadai untuk memungkinkan pemrosesan data sensor secara bersamaan (Hafiz Fahurrohman et al., 2026).

Skema integrasi perangkat keras ini menggunakan ESP32 sebagai jembatan komputasi utama (perangkat keras ke perangkat lunak) yang bertugas mengelola subsistem sensor. Mikrokontroler ini secara berkala membaca aliran data digital dari sensor biometrik MAX30102 melalui pin interkoneksi I2C, sekaligus mengekstrak sinyal tegangan analog dari sensor GSR melalui pin Analog-to-Digital Converter (ADC) internal. Pengambilan sampel dan penghitungan rata-rata data dilakukan di mikrokontroler untuk memastikan bahwa kelima parameter masukan (Usia, BMI, Detak Jantung, SpO₂, dan Nilai GSR) tersinkronisasi sebelum transmisi (Pratama et al., 2025).

Keunggulan komparatif utama ESP32 adalah ketersediaan komponen nirkabel di dalamnya. Artinya, modul Wi-Fi dan Bluetooth terintegrasi dalam satu chip. Dengan kemampuan komunikasi nirkabel ini, ESP32 dapat menjadi node Internet

of Things (IoT) medis yang andal. Setelah semua data parameter fisik dan fisiologis pasien terkumpul, ESP32 akan mengemas data tersebut ke dalam protokol transmisi data internet untuk dikirimkan langsung ke server backend situs web dengan latensi minimal (Pratama et al., 2025).

Selain kemampuan pemrosesan datanya yang luar biasa, ESP32 juga merupakan mikrokontroler yang dilengkapi dengan berbagai antarmuka komunikasi seperti Universal Asynchronous Receiver Transmitter (UART), Serial Peripheral Interface (SPI), Inter-Integrated Circuit (I2C), Pulse Width Modulation (PWM), dan Analog-to-Digital Converter (ADC). Berbagai jenis sensor dan perangkat eksternal dapat dihubungkan tanpa memerlukan modul tambahan melalui beragam antarmuka tersebut. Dalam penelitian ini, data digital dari sensor MAX30102 dibaca menggunakan antarmuka I2C, sedangkan sinyal analog yang dihasilkan oleh sensor Galvanic Skin Response (GSR) dikonversi menjadi data digital oleh ADC internal dan diproses oleh mikrokontroler (Pratama et al., 2025).

ESP32 dipilih sebagai unit kontrol utama sistem karena memiliki daya komputasi yang lebih baik dibandingkan dengan mikrokontroler generasi sebelumnya seperti Arduino Uno dan NodeMCU ESP8266. Prosesor dual-core memungkinkan pembacaan sensor, pemrosesan data, dan komunikasi jaringan yang lebih efisien tanpa mengganggu stabilitas sistem. Selain itu, kapasitas memorinya yang lebih besar mampu menampung beberapa proses yang berjalan secara bersamaan (multitasking), sehingga sangat cocok untuk aplikasi Internet of Things (IoT) yang memerlukan transmisi data secara terus-menerus (Hafiz Fahurrohman et al., 2026).

Salah satu alasan utama pengembangan sistem pemantauan kesehatan berbasis IoT adalah kemampuan komunikasi nirkabel terintegrasi yang dimiliki ESP32. Modul Wi-Fi ini memungkinkan pembacaan sensor dikirimkan langsung ke server melalui internet tanpa memerlukan perangkat komunikasi tambahan. Dalam penelitian ini, semua data fisiologis dari sensor MAX30102 dan GSR diformat dalam JavaScript Object Notation (JSON) untuk dikirim ke bagian belakang

(backend) situs web melalui Hypertext Transfer Protocol (HTTP). Mekanisme ini memungkinkan pertukaran data yang cepat sehingga hasil pengukuran dapat ditampilkan di situs web secara real time (Pratama et al., 2025).

Dalam penelitian ini, ESP32 digunakan sebagai unit akuisisi data sekaligus pengendali utama untuk mengoordinasikan seluruh proses pengumpulan data fisiologis. Mikrokontroler ini bertugas membaca sensor secara berkala, menyinkronkan data setiap parameter, menerapkan penyaringan sederhana pada sinyal yang diterima, serta mengirimkan data ke server untuk diproses lebih lanjut menggunakan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost). ESP32 dapat digunakan untuk menjembatani perangkat keras sensor dan sistem perangkat lunak berbasis web dengan kemampuan-kemampuan ini, sehingga seluruh proses deteksi risiko diabetes dapat dijalankan secara terintegrasi dan otomatis (Hafiz Fahurrohman et al., 2026; Pratama et al., 2025).



Gambar 2. 3 Mikrokontroler ESP32

2.1.5 Algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost)

Algoritma untuk pembelajaran terawasi disebut XGBoost. Salah satu teknik pembelajaran mesin yang dikenal sebagai pembelajaran terawasi menggunakan data yang telah diberi label sebelumnya untuk menentukan hubungan antara data masukan (fitur masukan) dan label keluaran (kelas target). Untuk mengidentifikasi pola klasifikasi yang dapat diterapkan pada data baru yang belum diuji, model ini dilatih

menggunakan kumpulan data yang terdiri dari variabel masukan dan kelas target yang terkait. Kami menggunakan data asli dari pengukuran sensor yang telah diverifikasi berdasarkan pembacaan glukometer sebagai kebenaran dasar (ground truth) untuk prosedur pelatihan dalam penelitian ini. Selama proses ini, model mempelajari korelasi antara status risiko diabetes dan parameter usia, indeks massa tubuh (BMI), detak jantung, SpO₂, dan respons kulit galvanik (GSR) (Chen & Guestrin, 2016).

Boosting, sebuah metode pembelajaran ensemble, merupakan ide utama di balik XGBoost. Dengan menggunakan metode ini, sejumlah model pohon keputusan dibangun secara bertahap. Selain dibangun secara independen, setiap pohon keputusan baru dirancang untuk mengatasi kesalahan prediksi dari pohon sebelumnya. Karena setiap iterasi berfokus pada data yang salah diklasifikasikan pada iterasi sebelumnya, hal ini memungkinkan model untuk secara bertahap meningkatkan kinerja klasifikasinya. Proses pembelajaran berlanjut hingga jumlah pohon yang ditargetkan tercapai atau nilai fungsi tujuan berhenti menurun secara signifikan (Chen & Guestrin, 2016).

Secara matematis, untuk meminimalkan nilai galat prediksi pada setiap tahapan iterasi sekuensial tersebut, model XGBoost memanfaatkan fungsi objektif (objective function) yang terintegrasi secara formal. Formulasi matematis fungsi tujuan yang digunakan pada setiap pembentukan pohon ke- t dijabarkan pada Persamaan (1) berikut:

$$\mathcal{L}^{(t)} = \sum_{i=1}^n l\left(y_i, \widehat{y_i^{(t-1)}} + f_t(x_i)\right) + \Omega(f_t) \quad [1]$$

Di mana l melambangkan fungsi kerugian (loss function) diferensial yang mengukur margin deviasi antara nilai target medis aktual (y_i) dan hasil estimasi prediktif sistem pada iterasi sebelumnya ($\widehat{y_i^{(t-1)}}$). Variabel $f_t(x_i)$ merepresentasikan parameter fungsi pemetaan struktur pohon baru yang sedang dilatih pada sampel ke- i . Sementara itu, notasi $\Omega(f_t)$ adalah fungsi penalti regulasi bawaan yang bertugas mengendalikan kompleksitas arsitektur pohon agar terhindar dari fenomena overfitting. Struktur matematika untuk komponen penalti regulasi tersebut dikalkulasi melalui formulasi pada Persamaan (2):

$$\Omega(f_t) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w_j^2 \quad [2]$$

Pada rancangan sistem deteksi risiko ini, algoritma XGBoost dikonfigurasi sebagai model klasifikasi biner yang memproses 5 parameter masukan yang didapatkan secara noninvasif tanpa melibatkan fitur klinis laboratorium. Nilai numerik dari variabel input diproses melalui komputasi pohon keputusan untuk menghasilkan probabilitas kelas target yang terbagi secara dikotomis. Hasil akhir inferensi model dipetakan menjadi dua label biner, yaitu label '0' untuk status "Normal" dan label '1' untuk status "Berisiko" diabetes melitus, yang akurasi tebakannya divalidasi langsung terhadap acuan ground truth alat medis glukometer klinis (Babajide Mustapha & Saeed, 2016).

XGBoost juga mempertimbangkan turunan orde pertama (gradien) dan orde kedua (Hessian) dari fungsi kerugian serta fungsi tujuan untuk menentukan arah dan besarnya pembaruan model pada setiap iterasi. Nilai gradien digunakan untuk menunjukkan arah perbaikan prediksi relatif terhadap kesalahan yang terjadi, sedangkan Hessian digunakan untuk memperkirakan besarnya perubahan yang diperlukan agar proses optimasi menjadi lebih cepat dan stabil. Informasi orde kedua ini merupakan salah satu aspek kunci yang membedakan XGBoost dari implementasi Gradient Boosting tradisional, sehingga memungkinkan pelaksanaan prosedur pelatihan dengan efisiensi komputasi yang lebih tinggi (Chen & Guestrin, 2016).

Selain itu, XGBoost menggunakan teknik regularisasi alternatif untuk mengurangi kemungkinan terjadinya overfitting. Penyesuaian parameter seperti ``max_depth``, ``learning_rate``, ``minimum_child_weight``, dan ``subsample`` memungkinkan model mempelajari struktur pohon keputusan yang lebih sederhana tanpa banyak kehilangan kinerja klasifikasi. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya berkinerja baik pada data pelatihan, tetapi juga memiliki generalisasi yang baik saat digunakan pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya (Chen & Guestrin, 2016).

Alasan pemilihan algoritma XGBoost dalam penelitian ini adalah karena algoritma ini dapat digunakan pada data tabel dengan karakteristik numerik dan jumlah fitur yang relatif sedikit. Berbeda dengan beberapa algoritma klasifikasi lainnya,

XGBoost dapat menggabungkan beberapa pohon keputusan untuk membangun model yang kompleks, tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur yang rumit. Selain itu, algoritma ini memiliki mekanisme penanganan data yang efisien melalui optimisasi komputasi dan regularisasi, yang memungkinkannya mencapai kinerja klasifikasi yang tinggi dengan waktu pelatihan yang relatif singkat (Chen & Guestrin, 2016)

Algoritma XGBoost telah dilaporkan dalam beberapa penelitian sebelumnya mampu mengungguli beberapa algoritma klasifikasi lain seperti Support Vector Machines (SVM), Naïve Bayes, Pohon Keputusan, dan Hutan Acak pada berbagai masalah klasifikasi data kesehatan [22, 23]. Menurut (Babajide Mustapha & Saeed, 2016) XGBoost mampu mempelajari hubungan kompleks antarvariabel melalui proses boosting bertahap dan dapat mencapai akurasi yang lebih tinggi dalam mengklasifikasikan data biologis. Oleh karena itu, metode klasifikasi ini dipilih sebagai algoritma klasifikasi dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi risiko diabetes berdasarkan parameter fisiologis yang diperoleh secara noninvasif (Babajide Mustapha & Saeed, 2016; Chen & Guestrin, 2016).

Model XGBoost diimplementasikan dengan lima parameter masukan, yaitu usia, Indeks Massa Tubuh (IMT), detak jantung, saturasi oksigen (SpO₂), dan Respons Kulit Galvanik (GSR). Semua parameter ini diproses bersama-sama untuk menghasilkan probabilitas setiap kelas berdasarkan pola yang dipelajari selama proses pelatihan. Kemudian, probabilitas tersebut dipetakan ke dalam dua kelas keluaran: Normal (0) dan Berisiko Diabetes (1). Selanjutnya, hasil klasifikasi dibandingkan dengan hasil dari glucometer sebagai *ground truth* untuk mengevaluasi kinerja model menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan matriks kebingungan (Babajide Mustapha & Saeed, 2016).

2.1.6 Website sebagai Media Integrasi Sistem

Dalam ekosistem teknologi kesehatan digital ini, platform situs web berfungsi sebagai antarmuka utama antara semua subsistem dan operator klinik atau tenaga medis. Tujuan pembuatan aplikasi berbasis web ini adalah untuk menyediakan

visualisasi data yang transparan, mudah diakses, dan edukatif langsung di lapangan. Kelemahan penelitian teoretis sebelumnya, yang biasanya berakhir pada tingkat pemodelan komputer di atas kertas tanpa menghasilkan aplikasi yang berguna, juga diatasi dengan penerapan antarmuka digital ini (Shafiq et al., 2025).

Dengan menggunakan arsitektur layanan berbasis antarmuka pemrograman aplikasi (API), bagian belakang situs web ini menggabungkan model pembelajaran mesin XGBoost yang telah dilatih sebelumnya. Skrip bagian belakang (backend) memasukkan data ke dalam fungsi API pembelajaran mesin ketika server menerima paket data berisi parameter sensor yang dikirimkan melalui internet oleh mikrokontroler ESP32. Untuk menyediakan pilihan kategorisasi risiko tanpa membebani kemampuan komputasi perangkat keras lokal, proses inferensi prediktif dilakukan secara instan di sisi server (Shafiq et al., 2025).

Situs web ini menawarkan dasbor digital interaktif dengan visualisasi real-time dari lima metrik pasien di sisi front-end. Sistem web ini memiliki kemampuan input khusus yang memungkinkan operator klinik memasukkan hasil validasi aktual dari perangkat medis invasif (pengukur glukosa) selain menampilkan visualisasi data sensor. Fungsi masukan “ground truth” ini sangat penting untuk memungkinkan perbandingan kinerja sistem, mempermudah perhitungan metrik penilaian seperti matriks kebingungan, serta menjamin objektivitas hasil skrining diabetes dini di lingkungan klinis (Shafiq et al., 2025).

Dalam penelitian ini, platform situs web dipilih karena fleksibilitasnya dalam mengelola dan menyajikan informasi. Aplikasi berbasis web dapat diakses melalui berbagai jenis perangkat (misalnya, komputer, laptop, dan ponsel) yang mampu terhubung ke internet, berbeda dengan aplikasi desktop yang harus diinstal pada perangkat masing-masing pengguna. Fitur-fitur ini menjadikan situs web sebagai media yang sesuai untuk implementasi sistem deteksi risiko diabetes di lingkungan klinis, karena tenaga kesehatan dapat mengakses informasi pasien tanpa terikat pada perangkat tertentu (Shafiq et al., 2025).

Sistem yang digunakan dalam situs web umumnya didasarkan pada arsitektur klien-server. Ini adalah model komunikasi yang memisahkan proses penampilan

antarmuka pengguna (klien) dan proses pemrosesan data (server). Dalam penelitian ini, peramban digunakan oleh staf klinik untuk memasukkan dan melihat data pasien, sedangkan server bertanggung jawab untuk menerima data dari ESP32, menyimpan data dalam basis data, melakukan proses inferensi menggunakan model XGBoost, dan mengirimkan hasil klasifikasi kembali ke pengguna. Pembagian tugas ini memungkinkan implementasi proses komputasi yang lebih efisien, karena beban pemrosesan data tidak ditanggung oleh perangkat pengguna melainkan oleh server aplikasi (Shafiq et al., 2025).

Situs web ini tidak hanya berfungsi sebagai alat visualisasi, tetapi juga sebagai repositori pusat untuk data pengukuran sensor dan hasil prediksi sistem. Seluruh data fisiologis yang dikirimkan oleh ESP32 disimpan dalam basis data sehingga dapat digunakan sebagai dokumentasi pemeriksaan atau untuk mengevaluasi kinerja sistem. Penyimpanan data terpusat memungkinkan pelacakan riwayat pemeriksaan pasien serta analisis ulang data bila diperlukan untuk mengembangkan model klasifikasi dalam penelitian di masa mendatang (Shafiq et al., 2025).

Komunikasi antara ESP32 dan server situs web didasarkan pada Antarmuka Pemrograman Aplikasi (API) yang menggunakan protokol HTTP dengan format pertukaran data JavaScript Object Notation (JSON). JSON dipilih karena memiliki struktur data yang ringan, mudah diproses oleh berbagai bahasa pemrograman, dan dapat mempercepat pertukaran informasi antara perangkat keras dan server. Setelah menerima data, sistem memvalidasi semua parameter dan kemudian mengirimkannya ke model XGBoost untuk memprediksi risiko diabetes. Setelah itu, hasil prediksi dan data fisiologis pasien ditampilkan di dasbor untuk segera digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan oleh tenaga medis (Shafiq et al., 2025).

Implementasi situs web dalam penelitian ini tidak hanya menyediakan sarana untuk menampilkan hasil prediksi, tetapi juga berfungsi sebagai penghubung antara perangkat keras, model pembelajaran mesin, dan pengguna dalam satu sistem terintegrasi. Platform ini berbasis web dan seluruh proses dapat dilakukan secara otomatis dan real-time, mulai dari pengumpulan data dari sensor, transmisi data melalui Wi-Fi, klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost, hingga penyajian hasil kepada

staf klinik. Penerapan platform ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi proses skrining awal diabetes serta memudahkan pemantauan hasil tes pasien oleh tenaga kesehatan (Shafiq et al., 2025).

2.2 Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No	Penulis,Tahun, Judul Penelitian	Metode / Teknologi yang Digunakan	Temuan / Hasil Utama	Perbedaan & Kesenjangan (Novelty Gap) dengan Penelitian Ini
1	(Risma Ayu Fitriyani et al., 2023) Prototipe Rekam Kesehatan Personal pada Pasien Diabetes Mellitus (Literature Review)	Analisis kualitatif, <i>Personal Health Record</i> (PHR) dengan entri data manual.	Sistem rekam medis digital membantu kemandirian pasien diabetes dalam memonitor riwayat kesehatan.	Penelitian terdahulu berbasis input manual oleh pasien, sedangkan penelitian ini menggunakan akuisisi data otomatis secara langsung melalui sensor fisik.
2	(Sedighi et al., 2026) <i>Noninvasive On-Skin Biosensors for Monitoring Diabetes Mellitus</i>	Biosensor elektronik epidermal (<i>on-skin biosensors</i>), uji laboratorium.	Biosensor yang menempel pada kulit memiliki potensi menggantikan jarum suntik secara invasif.	Penelitian Sedighi masih pada fase eksperimental lab teoretis, sedangkan penelitian ini menguji langsung pada 100 rekam data primer klinis lapangan.

No	Penulis,Tahun, Judul Penelitian	Metode / Teknologi yang Digunakan	Temuan / Hasil Utama	Perbedaan & Kesenjangan (Novelty Gap) dengan Penelitian Ini
3	(Prajapati et al., 2022) <i>Galvanic skin response: A marker of autonomic dysfunction in type 2 diabetes mellitus patients</i>	Alat ukur konduktansi kulit (<i>Electrodermal Activity</i>), analisis korelasi klinis.	Pasien diabetes tipe 2 terbukti mengalami penurunan respons elektrodermal akibat neuropati otonom.	Murni studi analisis medis tanpa adanya implementasi algoritma machine learning (XGBoost) untuk klasifikasi risiko otomatis.
4	(Diouri et al., 2021) <i>Electrodermal activity and autonomic neuropathy in diabetic patients</i>	Sistem sensor impedansi kulit analog.	Hambatan listrik pada jaringan kulit luar penderita diabetes berfluktuasi linear dengan kadar gula darah.	Hanya berfokus pada satu parameter tunggal dan belum dikombinasikan dengan sensor optik detak jantung (MAX30102) serta website.
5	(Shafiq et al., 2025) <i>Development of Web-Based Dashboard for Predictive Healthcare Using Machine Learning API</i>	<i>Application Programming Interface (API) machine learning</i> , peladen web.	Integrasi model klasifikasi ke arsitektur web melalui API mempermudah akses visualisasi diagnosis medis.	Data input bersumber dari dataset sekunder komputer, sedangkan sistem ini menerima parameter waktu-nyata langsung dari perangkat keras sensor.

No	Penulis,Tahun, Judul Penelitian	Metode / Teknologi yang Digunakan	Temuan / Hasil Utama	Perbedaan & Kesenjangan (Novelty Gap) dengan Penelitian Ini
6	(Rista Riviani et al., 2025) Analisis Spasial Kasus Diabetes Melitus dan Faktor Risiko di Provinsi Sumatera Utara	Sistem Informasi Geografis (SIG), analisis multivariat faktor Usia dan BMI.	Penambahan usia dan tingginya nilai Indeks Massa Tubuh (BMI) berkorelasi linear terhadap risiko diabetes.	Menggunakan survei demografi sekunder daerah, sedangkan penelitian ini memanfaatkan Usia dan BMI sebagai fitur input algoritma pelengkap data sensor.
7	(Pratama et al., 2025) Pemanfaatan Rompi Untuk Alat Pendeteksi Detak Jantung Dan Suhu Tubuh Berbasis ESP32.	Mikrokontroler ESP32, sensor biometrik optik MAX30102, platform IoT Ubidots.	Pemantauan parameter vital kardiovaskular secara noninvasif berhasil ditransmisikan stabil menggunakan ESP32.	Hanya berfungsi sebagai alat <i>monitoring</i> pemantau data mentah, tidak dibekali kecerdasan buatan untuk menebak risiko penyakit.
8	(Hafiz Fahurrohman et al., 2026) Sistem Pendeteksi Detak Jantung Real-Time Berbasis ESP32... Terintegrasi Melalui Telegram	ESP32, sensor MAX30102, Bot Telegram, layar OLED.	Pengiriman data nirkabel mengenai detak jantung berjalan sukses dengan tingkat latensi komunikasi yang minim.	Media antarmuka terbatas pada bot notifikasi <i>chat</i> Telegram dan belum dikembangkan menjadi sebuah sistem peladen <i>dashboard website</i> utuh.

No	Penulis,Tahun, Judul Penelitian	Metode / Teknologi yang Digunakan	Temuan / Hasil Utama	Perbedaan & Kesenjangan (Novelty Gap) dengan Penelitian Ini
9	(Chen & Guestrin, 2016) XGBoost: A Scalable Tree Boosting System	Pemodelan matematika <i>Extreme Gradient Boosting</i> (Tree Ensemble).	Algoritma XGBoost secara teoretis terbukti sangat cepat dan menghindari <i>overfitting</i> data skala besar.	Merupakan jurnal murni algoritma matematika, sedangkan penelitian ini menerapkan rumus tersebut pada ekosistem medis berbasis perangkat keras IoT.
10	(Babajide Mustapha & Saeed, 2016) <i>Bioactive Molecule Prediction Using Extreme Gradient Boosting</i>	Algoritma komputasi klasifikasi XGBoost, data bioinformatika.	XGBoost secara signifikan mengungguli SVM, Random Forest, dan Naive Bayes dalam memprediksi data biologis/medis.	Mengekstraksi fitur molekul zat aktif, sedangkan sistem ini mengekstraksi fitur parameter fisik (GSR, SpO2, Heart Rate).

Penelitian sebelumnya mengenai identifikasi risiko diabetes mellitus masih sebagian besar terbagi menjadi dua bidang yang berbeda, sesuai dengan gambaran komparatif yang ditunjukkan pada Tabel 2.1 dari studi sebelumnya: pemodelan algoritma teoretis di atas kertas yang sangat bergantung pada kumpulan data sekunder dari internet (seperti studi Diabetes Suku Indian Pima) yang dikombinasikan dengan rekayasa data buatan (oversampling) dan eksperimen sensor fisik non-invasif di laboratorium tanpa integrasi sistem klasifikasi otomatis. Keterbatasan peralatan yang dapat menyediakan visualisasi data yang berguna untuk kebutuhan klinis perawatan primer semakin memperparah kesenjangan metodologis ini. Penelitian ini berfokus pada pembuatan sistem deteksi risiko diabetes non-invasif end-to-end dengan mengintegrasikan

sekelompok sensor fisik, khususnya sensor biometrik optik MAX30102 untuk mengekstraksi detak jantung dan saturasi oksigen (SpO₂), serta sensor Galvanic Skin Response (GSR) untuk mengukur resistansi listrik kulit. Kinerja komputasi algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) digunakan untuk mengklasifikasikan 100 catatan data klinis primer yang diperoleh langsung dari pasien di lapangan. Seluruh data kemudian diproses secara eksklusif menggunakan catatan-catatan tersebut, dan sepenuhnya diintegrasikan ke dalam platform web interaktif untuk menampilkan hasil inferensi status risiko secara real-time.

2.3 Analisa Kebaruan Penelitian

Berdasarkan tinjauan komprehensif terhadap sepuluh literatur terdahulu, kebaruan (novelty) dari penelitian ini terletak pada integrasi taksonomi perangkat keras fisiologis non-invasif dengan arsitektur kecerdasan buatan operasional secara end-to-end melalui pemanfaatan 100% data primer klinis lapangan. Kajian akademis masa lalu secara konsisten memperlihatkan adanya dikotomi yang masif; di satu sisi, penelitian teknik informatika kesehatan sangat mendominasi pemodelan algoritma mutakhir namun murni mengandalkan dataset sekunder dari internet yang karakternya telah dimanipulasi melalui algoritma penyeimbang data buatan (oversampling), sementara di sisi lain, penelitian teknik elektronika berhasil memvalidasi akurasi pembacaan data sensor mentah (raw data) secara real-time namun gagal melakukan hilirisasi prediksi karena tidak dibekali kecerdasan buatan untuk inferensi diagnosis penyakit. Guna menjembatani kesenjangan metodologis tersebut, sistem skrining yang dikembangkan dalam penelitian ini menyatukan kluster sensor bio-optik MAX30102 untuk menyaring data frekuensi detak jantung (Heart Rate) dan kadar saturasi oksigen (SpO₂) bersama sensor analog Galvanic Skin Response (GSR) untuk mengukur resistansi listrik epidermal kulit akibat disfungsi otonom penderita diabetes melitus, di mana seluruh parameter masukan fisis tersebut dieksekusi murni terhadap 100 rekaman sampel biologis pasien riil di klinik tanpa melibatkan rekayasa data sintetis. Selanjutnya, seluruh hasil tebakan prediktif dari pemodelan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) ini divalidasi tingkat akurasinya secara ketat menggunakan parameter

glukometer medis standar klinis (invasif) sebagai nilai kebenaran mutlak (ground truth). Puncak dari kontribusi kebaruan penelitian ini diwujudkan melalui integrasi peladel nirkabel berbasis mikrokontroler ESP32 dengan platform dashboard website interaktif yang mentransformasikan hasil klasifikasi dikotomis (label 0 untuk Normal dan label 1 untuk Berisiko) menjadi representasi visual waktu nyata (real-time), sehingga berhasil merealisasikan sebuah instrumen early screening diabetes melitus yang noninvasif, ekonomis, praktis, serta memiliki justifikasi klinis yang dapat dipertanggungjawabkan pada fasilitas kesehatan tingkat pertama.

