

Prototipe Sistem IoT untuk Pemantauan Glukosa Non-Invasif, SpO₂, Suhu dan Denyut Jantung pada Lansia

Mohamad Sofie^{(1,a)*}, Pramesti Kusumaningtyas^(1,b), Mohammad Rofi'i^(1,c), Elita Felicia Shafa⁽¹⁾ dan Rikham Maulana Ahmad⁽¹⁾

⁽¹⁾ Program Studi Diploma III Teknik Elektro Medik, Sekolah Tinggi Ilmu Kesehatan Semarang, Semarang, Indonesia, 50222

Email : ^(a*)msofie@stikessemarang.ac.id, ^(b)pramesti@stikessemarang.ac.id,
^(c)mrofii@stikessemarang.ac.id

Disubmisi: 11 Desember 2025, Direvisi: 19 Juni 2026, Diterima: 13 Juli 2026

Abstract.

Background: The prevalence of Diabetes Mellitus (DM) in Indonesia has increased to 11.7% in 2023, with over 60% of sufferers being above 55 years old. Diabetes management in the elderly faces complex challenges, including discomfort and infection risks from invasive blood glucose monitoring methods.

Aims: This study aims to develop an IoT-based non-invasive glucometer prototype integrated with SpO₂, temperature, and heart rate (BPM) sensors for holistic health monitoring of the elderly; with measurement ranges of 0-200 mg/dL (glucose), 96-100% (SpO₂), 33-40 °C (temperature) and 50-120 Bpm (heart rate).

Methods: The development method includes hardware and software system design, telemedicine integration, and accuracy testing against standard devices.

Results: Analysis results from 49 samples showed variable performance: temperature parameter demonstrated excellent correlation ($r=0.834$) and MAPE 4.1%; SpO₂ and BPM showed adequate performance with correlations of 0.612 and 0.723; however, glucose measurement was not yet accurate with correlation 0.521 and MAPE 64.8%. The telemedicine system successfully enabled remote monitoring and real-time data recording.

Conclusion: It is concluded that this prototype shows promise for basic vital sign monitoring but requires further development in non-invasive glucose measurement algorithms before clinical application.

Keywords: Non-Invasive Glucose, Telemedicine, Multi-Parameter Sensor, Diabetes Mellitus, Remote Monitoring

Abstrak.

Latar Belakang: Prevalensi Diabetes Melitus (DM) di Indonesia meningkat menjadi 11,7% pada tahun 2023, dengan lebih dari 60% penderita berusia di atas 55 tahun. Manajemen diabetes pada lansia menghadapi tantangan kompleks, termasuk ketidaknyamanan dan risiko infeksi dari metode pemantauan glukosa darah invasif.

Tujuan: Penelitian ini bertujuan mengembangkan prototipe *glucometer* non-invasif berbasis IoT yang terintegrasi dengan sensor SpO₂, suhu, dan denyut jantung (BPM) untuk pemantauan kesehatan holistik lansia, dengan rentang pengukuran 0–200 mg/dL (gula darah), 96–100% (SpO₂), 33–40°C (suhu), dan 50–120 Bpm (denyut jantung).

Metode: Metode pengembangan meliputi perancangan sistem *hardware* dan *software*, integrasi *telemedicine*, serta uji akurasi terhadap alat standar.

Hasil: Hasil analisis pada 49 sampel menunjukkan kinerja yang variabel: parameter suhu memiliki korelasi sangat baik ($r=0,834$) dan MAPE 4,1%; SpO₂ dan BPM menunjukkan kinerja cukup dengan korelasi 0,612 dan 0,723; namun pengukuran glukosa belum akurat dengan korelasi 0,521 dan MAPE

64,8%. Sistem *telemedicine* berhasil dikembangkan untuk pemantauan jarak jauh dan pencatatan data *real-time*.

Kesimpulan: Disimpulkan bahwa prototipe ini menjanjikan untuk pemantauan tanda vital dasar, namun memerlukan pengembangan lebih lanjut pada algoritma pengukuran glukosa non-invasif sebelum dapat diaplikasikan secara klinis.

Kata kunci: Glucometer Non-Invasif, IoT, Telemedicine, Sensor Multi-Parameter, Diabetes Melitus, Pemantauan Jarak Jauh.

PENDAHULUAN

Prevalensi Diabetes Melitus (DM) secara global terus mengalami peningkatan yang signifikan dan menjadi beban kesehatan masyarakat yang utama [1]. Situasi di Indonesia mencerminkan tren ini, dimana Riset Kesehatan Indonesia (Riskesdas) oleh Kemenkes RI tahun 2023 menemukan fakta bahwa prevalensi diabetes melitus di Indonesia meningkat dari 10,9% pada tahun 2018 menjadi 11,7% pada tahun 2023. Yang lebih memprihatinkan, laporan tersebut menunjukkan bahwa lebih dari separuh populasi (61,5%) penderita DM yang terdiagnosis dokter berusia di atas 55 tahun, menunjukkan kerentanan yang sangat tinggi pada kelompok lansia [2].

Manajemen diabetes pada populasi lansia menghadapi kompleksitas yang unik dan menantang. Kelompok ini tidak hanya berisiko mengalami komplikasi makrovaskular dan mikrovaskular jangka panjang, tetapi juga sangat rentan terhadap episode hipoglikemia berat, yang seringkali dipicu oleh polifarmasi akibat komorbiditas, penurunan fungsi ginjal, dan malnutrisi [3]. Selain itu, lansia sering mengalami kelemahan fisik (*frailty*) dan ketergantungan pada perawatan orang lain, yang menghambat kemampuan untuk memantau kadar glukosa darah secara mandiri dan konsisten [4]. Pemantauan glukosa darah konvensional yang invasif dengan tusukan jari dapat menimbulkan ketidaknyamanan, risiko infeksi, dan rendahnya kepatuhan, terutama pada lansia dengan penurunan fungsi sensorik dan motorik [5, 7]. Oleh

karena itu, pengembangan metode non-invasif menjadi fokus penelitian untuk mengatasi keterbatasan ini [20]

Kemajuan teknologi Internet of Things (IoT) dalam kesehatan (*e-health*) menawarkan paradigma baru untuk manajemen penyakit kronis [8]. Teknologi ini memungkinkan pemantauan parameter kesehatan secara real-time, nirkabel, dan terintegrasi, memfasilitasi telemonitoring dan intervensi yang lebih cepat [9]. Dalam konteks diabetes, perangkat pemantauan glukosa non-invasif telah menjadi bidang penelitian yang berkembang pesat untuk mengatasi kelemahan metode invasif [10]. Namun, untuk populasi lansia, pengukuran glukosa saja tidak cukup [11]. Diperlukan pendekatan holistik yang juga memantau tanda vital lain seperti saturasi oksigen (SpO₂), denyut jantung (BPM), dan suhu tubuh, yang merupakan indikator kritis untuk mendeteksi deteriorasi kondisi seperti sepsis, syok, atau komplikasi kardiovaskular yang sering menyertai diabetes [12]. Dalam konteks klinis, setiap parameter tersebut memiliki rentang normal yang menjadi acuan dalam mendeteksi kondisi patologis. Kadar glukosa darah normal pada individu dewasa umumnya berada pada kisaran 70–140 mg/dL, sedangkan nilai di atas 180 mg/dL mengindikasikan hiperglikemia. Saturasi oksigen (SpO₂) normal berada pada rentang 95–100%, dimana nilai di bawah 90% menunjukkan kondisi hipoksemia. Suhu tubuh normal berkisar antara 36,5–37,5 °C, dengan nilai di atas 38 °C mengindikasikan demam. Denyut jantung normal pada orang dewasa berada pada

kisaran 60–100 BPM, dimana nilai di luar rentang tersebut dapat menunjukkan gangguan fisiologis atau kardiovaskular. Integrasi multi-parameter ini dapat berfungsi sebagai sistem peringatan dini untuk mencegah kondisi mengancam jiwa [13].

Berdasarkan identifikasi celah kebutuhan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengembangkan sebuah prototipe glukometer non-invasif berbasis IoT yang tidak hanya mengukur kadar glukosa darah tetapi juga terintegrasi dengan sensor suhu, SpO_2 , dan denyut jantung. Implementasi pendekatan non-invasif berbasis sensor optik sebagai alternatif awal pengukuran glukosa. Penelitian ini menekankan pada integrasi sistem pemantauan kesehatan berbasis IoT untuk lansia sebagai pendekatan preventif, bukan sebagai alat diagnostik utama. Sistem ini dirancang khusus untuk memenuhi tantangan manajemen diabetes pada lansia dengan menyediakan alat pemantauan yang komprehensif, nyaman, dan terhubung [14]. Hasil pengukuran dikirimkan secara nirkabel ke platform cloud untuk diakses oleh tenaga kesehatan atau keluarga, sehingga memungkinkan telemonitoring yang efektif [15]. Hasil evaluasi kinerja sistem terhadap alat referensi digunakan untuk mengidentifikasi keterbatasan dan potensi pengembangan lebih lanjut dari prototipe yang dihasilkan. Diharapkan, nantinya inovasi ini tidak hanya dapat meningkatkan kualitas hidup lansia penderita diabetes tetapi juga mendukung program pemerintah dalam penyediaan layanan pemeriksaan kesehatan dan pendataan epidemiologis yang cepat dan akurat bagi dinas kesehatan terkait [16].

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian *Research and Development* (R&D) dengan pendekatan eksperimental untuk mengembangkan dan menguji kinerja

prototipe glukometer non-invasif berbasis IoT. Desain penelitian mengikuti model pengembangan perangkat medis sesuai standar ISO 13485 dengan tahapan identifikasi kebutuhan, perancangan sistem, prototyping, validasi, dan evaluasi kinerja [17].

Penelitian dilaksanakan dari bulan Juni-Desember 2025 di Laboratorium Teknik Elektromedis STIKES Semarang dan bekerjasama dengan Dinas Kesehatan Kota Semarang untuk uji lapangan terbatas. Pengambilan data sampel dilakukan pada bulan September-Oktober 2025 setelah memperoleh persetujuan *Ethical Clearance*.

Populasi dan Sampel Untuk Pengujian Akurasi

Populasi penelitian adalah kelompok usia dewasa 18–60 tahun. Teknik pengambilan sampel menggunakan purposive sampling dengan kriteria inklusi: (1) bersedia menjadi responden melalui informed consent, (2) tidak memiliki luka atau infeksi pada jari tangan, (3) kondisi stabil selama pengukuran. Sampel sebanyak 49 responden. Penentuan ukuran sampel mengacu pada pedoman validasi perangkat medis non-invasif dengan minimal 40 sampel untuk uji korelasi dan error [18]. Karakteristik responden ditunjukkan pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Karakteristik responden penelitian

Karakteristik	Kategori	Jumlah	Persentase
Jenis Kelamin	Laki-laki	28	57,2%
	Perempuan	21	42,8%
Usia	<= 30 tahun	37	75,5%
	31-50 tahun	8	16,3%
	> 50 tahun	4	8,2%

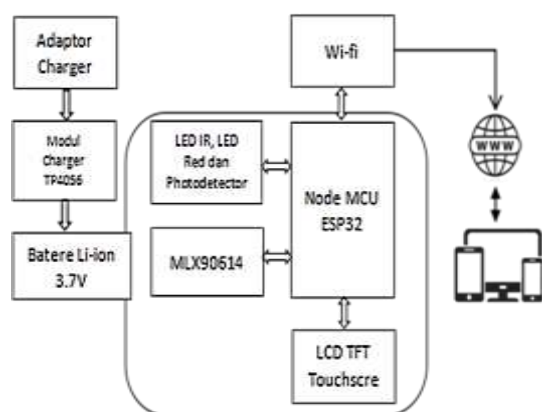
Instrumentasi dan *Prototype Development*

Prototipe alat glucosmeter non-invasif yang dikembangkan menggunakan beberapa komponen utama, tertera pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Komponen utama

Komponen	Uraian
Mikrokontroler	Menggunakan NodeMCU ESP32 sebagai unit pemrosesan utama
Sensor Glukosa	Menggunakan Photodiode dan sensor IR+LED merah untuk deteksi optik
Sensor SpO ₂ dan BPM	Menggunakan sensor MAX30102 untuk pengukuran saturasi oksigen dan denyut jantung
Sensor Suhu	Menggunakan sensor MLX90614 untuk pengukuran suhu permukaan kulit non kontak
Display	Menggunakan LCD TFT <i>touchscreen</i> untuk antarmuka pengguna
Power Supply	Menggunakan baterai Li-ion dengan modul <i>charger</i> TP4056

Blok diagram sistem prototipe alat yang dibuat ditunjukkan pada **Gambar 1**.



Gambar 1. Blok diagram

Rentang pengukuran gula darah pada 0-200 mg/dL, saturasi oksigen (SpO₂) pada rentang 96-100%, Suhu tubuh pada rentang

33-40oC, dan pembacaan denyut jantung pada rentang 50-120 Bpm. Pada pengembangan sistem, kalibrasi pada sensor photodiode dilakukan dengan membandingkan hasil pembacaan awal pada prototipe dengan alat referensi sebelum alat diterapkan pada responden. Kalibrasi dilakukan menggunakan sepuluh pasangan data kemudian dianalisa menggunakan regresi linier sederhana dan diperoleh persamaan koreksi $y = 0,625x + 68$. Persamaan tersebut selanjutnya diterapkan pada sistem sebagai faktor koreksi hasil pembacaan sensor.

Pengembangan Sistem *Telemedicine*

Sistem *telemedicine* dikembangkan menggunakan arsitektur *client-server*. Antarmuka dikembangkan menggunakan HTML5, CSS3 dan *bootstrap*. Pemilihan ketiga teknologi ini bertujuan untuk menghasilkan tampilan yang responsif, modern dan mudah diakses pada berbagai perangkat, termasuk *smartphone*. Sistem menggunakan PHP sebagai bahasa pemrograman *backend* dan MySQL sebagai sistem manajemen basis data.

Sistem menggunakan *Google Spreadsheet* sebagai media penyimpanan data sementara. Hal ini karena akses datanya cepat, fleksibel dan tidak memerlukan instalasi *server database*. Data dari ESP32 dikirim melalui *webhook* atau API sederhana ke *Spreadsheet* untuk dipantau selama fase pengembangan prototipe. ESP32 memungkinkan adanya transmisi data real-time dengan jaringan *Wi-Fi*.

Prosedur pengujian akurasi alat

Terdapat 4 parameter yang akan diuji akurasinya yaitu nilai pengukuran gula darah, pengukuran saturasi oksigen, pengukuran detak jantung dan pengukuran suhu tubuh. Prosedur pengujian dilakukan dengan penerapan alat prototipe pada

responden dan membandingkan hasil pembacaannya dengan alat sejenis. Untuk parameter selain pengukuran gula darah, didahului dengan pengujian akurasi skala laboratorium dan kalibrasi dengan alat kalibrator sebelum prototipe diterapkan pada responden.

Data hasil pengukuran kemudian dianalisis menggunakan beberapa metode statistik dengan tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$. Hubungan antara hasil pengukuran prototipe dan alat referensi dievaluasi menggunakan koefisien korelasi Pearson maupun Spearman untuk mengetahui kekuatan hubungan linier antar kedua pengukuran [6]. Tingkat kesalahan pengukuran dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang menyatakan rata-rata persentase kesalahan absolut antara nilai hasil pembacaan prototipe dan nilai aktual dari alat referensi. MAPE dihitung menggunakan **persamaan (1)**:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left(\frac{|A_i - F_i|}{A_i} \right) \times 100\% \quad (1)$$

Dengan A_i merupakan nilai aktual yang diperoleh dari alat referensi, F_i merupakan nilai hasil pengukuran prototipe, dan n adalah jumlah sampel.

Selain MAPE, tingkat kesalahan pengukuran dievaluasi menggunakan Root Mean Square Error (RMSE), yang menggambarkan besarnya rata-rata deviasi antara hasil pengukuran prototipe dan alat referensi. Nilai RMSE dihitung menggunakan **Persamaan (2)**:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (A_i - F_i)^2}{n}} \quad (2)$$

Dengan A_i merupakan nilai aktual dari alat referensi, F_i merupakan nilai hasil pengukuran prototipe, dan n adalah jumlah sampel yang digunakan dalam penelitian.

Khusus untuk analisis glukosa, digunakan *Error Grid Analysis* untuk menilai signifikansi klinis dari kesalahan pengukuran [5, 19]. Analisis ini mengkategorikan akurasi pengukuran glukosa ke dalam zona A (akurat secara klinis), B (dapat diterima), C, D, dan E (berpotensi menyebabkan kesalahan klinis yang berbahaya) [19]. Selain itu, analisis Bland-Altman digunakan untuk menilai tingkat kesepakatan antara kedua alat pengukuran dengan menghitung *limits of agreement*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Telah dibangun prototipe alat glucosemeter berbasis IoT yang dapat mengukur 4 nilai parameter dan hasil yang dapat terhubung dengan web secara *realtime*. **Gambar 2.** merupakan dokumentasi proses pengambilan data dengan membandingkan alat standar dengan unit prototipe yang dibangun. Data lengkap hasil pengujian terhadap 49 responden digunakan dalam analisis statistik, sedangkan sebagian data ditampilkan pada **Tabel 3.** sebagai representasi hasil pengukuran.



Gambar 2. Dokumentasi proses pengambilan data

Tabel 3. Data perbandingan pengukuran terhadap responden

Nama	Umur	L/P	Parameter							
			Suhu Tubuh (°C)		SPO2 (%)		BPM		Glukosa	
			Proto type	Thermo gun	Proto type	Pulse Oxy	Proto type	Pulse Oxy	Proto type	Easy Touch
Subjek 1	19	P	37,1	34,7	94	97	79	112	78	83
Subjek 2	21	L	36,8	34,7	97	99	70	77	148	82
Subjek 3	21	L	36,7	34,5	95	99	79	77	63	95
Subjek 4	20	L	36,2	33,1	99	99	84	93	99	181
Subjek 5	20	L	35,7	32,4	98	99	73	117	72	141
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
Subjek 49	20	P	34,6	35,1	98	97	92	80	88	108

Luaran dari sistem pengukuran pada alat ini berupa tampilan data pengukuran dan log data yang tersimpan pada google spreadsheet. **Gambar 3.** menunjukkan tampilan hasil pengukuran pada web yang dibangun, sedangkan **Gambar 4.** merupakan tampilan pada Google Spreadsheet.



Gambar 3. Tampilan pada aplikasi web

Gambar 4. Tampilan pada Google Spreadsheet

Implikasi klinis dan potensi aplikasi

Tingginya *error* (MAPE 64,8%) dan distribusi data pada *Clarke Error Grid* yang tidak ideal menyimpulkan bahwa prototipe ini belum layak untuk digunakan dalam pengambilan keputusan klinis terkait manajemen dosis insulin atau diagnosis hipo/hiperglikemia. Hasil perhitungan dapat dilihat pada **Tabel 4.** Penggunaannya dalam konteks saat ini berisiko menyebabkan kesalahan manajemen yang dapat membahayakan pasien. Untuk parameter suhu dan SpO₂, error yang dihasilkan cukup kecil. Namun, sistem yang dikembangkan memiliki nilai potensial yang besar sebagai alat pemantauan kesehatan holistik dan telemonitoring untuk lansia. Integrasi multi-sensor memungkinkan tenaga kesehatan atau keluarga memantau tren tanda vital (suhu, SpO₂, BPM) secara real-time dari

jarak jauh. Kemampuan ini sangat berharga untuk deteksi dini deteriorasi kondisi, seperti infeksi (dilihat dari peningkatan suhu) atau komplikasi kardiovaskular (dari perubahan SpO₂ dan BPM), terutama pada lansia dengan diabetes yang rentan.

Tabel 4. Hasil perhitungan nilai error

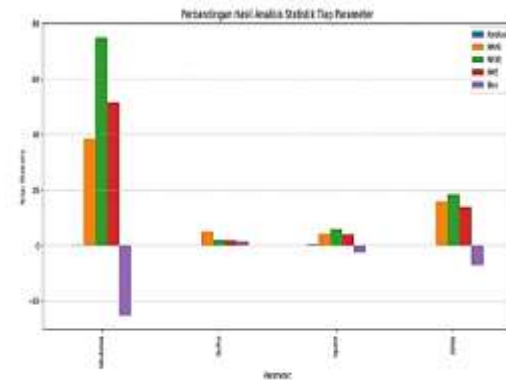
Parameter	Korelasi (r)	MAPE (%)	RMSE
Glukosa	0.521	64.8	68.2 mg/dL
Suhu	0.834	4.1	1.6 °C
SpO ₂	0.612	3.2	3.8%
BPM	0.723	16.3	14.1 BPM

Akurasi parameter pengukuran

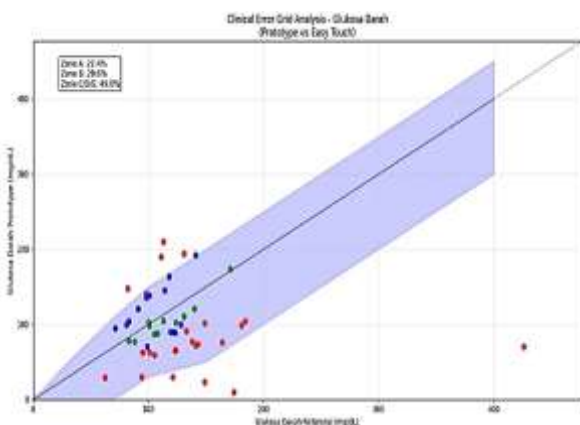
Kesenjangan kinerja yang signifikan antara parameter tanda vital (suhu, SpO₂, BPM) dengan glukosa menjadi fokus pembahasan utama seperti pada **Tabel 4**. Keberhasilan relatif pada pengukuran suhu, SpO₂, dan BPM membuktikan bahwa platform hardware dan sistem telemedicine yang dikembangkan telah memadai untuk pemantauan multi-parameter dasar. Teknologi sensor untuk parameter-parameter ini telah matang dan algoritma pemrosesan sinyal yang dimiliki prototipe lebih stabil.

Sebaliknya, ketidakakuratan pada pengukuran glukosa menggarisbawahi kompleksitas yang melekat pada pendekatan non-invasif. Sinyal glukosa yang dideteksi secara optis sangat lemah dan mudah terganggu oleh faktor-faktor seperti tekanan kontak sensor, seperti air, hemoglobin, lipid, kolagen, dan protein lainnya. Komponen-komponen ini mendominasi spektrum NIR, sehingga "jejak" glukosa tersembunyi di bawahnya dan sulit dipisahkan. Algoritma kalibrasi yang digunakan dalam penelitian ini, yang bersifat umum dan linier, ternyata

tidak cukup untuk menangkap hubungan kompleks antara sinyal optik dan konsentrasi glukosa darah dalam populasi yang beragam. **Gambar 5.** dan **Gambar 6.** menunjukkan analisis kinerja prototipe yang dibangun.



Gambar 5. Grafik analisis kinerja prototipe



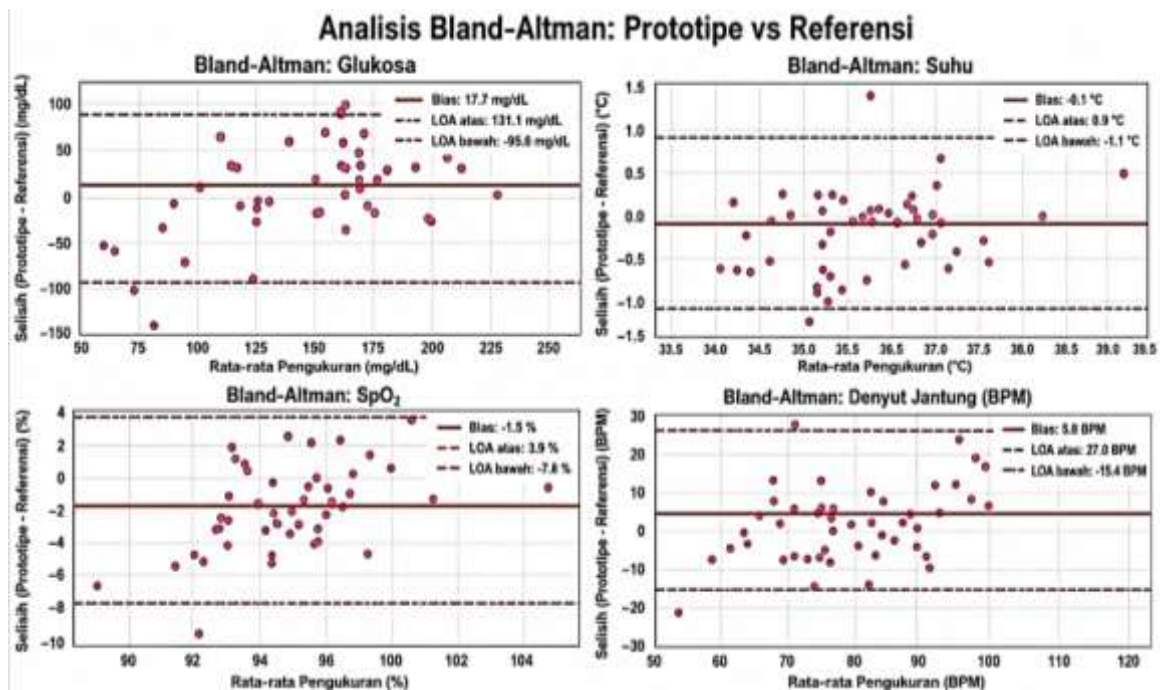
Gambar 6. Grafik analisis kinerja prototipe khusus untuk parameter gula darah

Hasil Bland-Altman memperkuat temuan dari analisis korelasi dan MAPE. Kinerja yang sangat baik pada pengukuran suhu tercermin dari bias yang mendekati nol dan batas kesepakatan yang sempit. Untuk SpO₂ dan BPM, analisis ini mengungkapkan adanya bias sistematis (prototipe secara konsisten membaca lebih rendah untuk SpO₂ dan lebih tinggi untuk BPM), yang dapat dikoreksi di masa depan dengan kalibrasi ulang atau penyesuaian algoritma. Hasil analisis Bland-Altman ditunjukkan pada **Gambar 7**.

Pada parameter glukosa, selain error acak yang sangat besar ditunjukkan oleh LOA (*Limits of Agreement* atau Batas Kesepakatan) yang sangat lebar, juga terlihat adanya bias positif. Hal ini berarti prototipe cenderung *overestimate* kadar glukosa darah. Pola ini, dikombinasikan dengan LOA yang melebar pada nilai glukosa yang lebih tinggi, menunjukkan bahwa ketidakakuratan prototipe meningkat seiring dengan peningkatan kadar glukosa aktual. Temuan ini konsisten dengan tantangan utama dalam pengukuran glukosa non-invasif, di mana sinyal fisiologis yang kompleks dan gangguan dari variabel perancu (seperti sifat kulit dan aliran darah) sangat mempengaruhi hasil.

Meskipun pendekatan kalibrasi telah dipertimbangkan untuk meningkatkan akurasi sistem, hasil pengujian menunjukkan bahwa penerapan model kalibrasi tidak secara signifikan memperbaiki nilai error, bahkan pada beberapa kasus justru meningkatkan deviasi terhadap alat referensi. Hal ini mengindikasikan bahwa sumber ketidak-akuratan tidak hanya berasal

dari kesalahan sistematis yang dapat dikoreksi, tetapi juga dari keterbatasan fundamental metode pengukuran berbasis photodiode yang digunakan. Sensor ini bekerja dengan mendeteksi perubahan intensitas cahaya yang sangat dipengaruhi oleh karakteristik jaringan biologis, sehingga rentan terhadap berbagai faktor seperti ketebalan jaringan, pigmentasi kulit, tekanan kontak serta gangguan cahaya lingkungan. Selain itu, hubungan antara sinyal optik dan konsentrasi glukosa bersifat kompleks dan tidak linier, sehingga sulit dimodelkan menggunakan pendekatan kalibrasi konvensional. Oleh karena itu, peningkatan akurasi sistem tidak cukup hanya mengandalkan kalibrasi matematis, tetapi memerlukan pendekatan yang lebih komprehensif seperti peningkatan kualitas akuisisi sinyal, penggunaan sensor dengan spesifikasi lebih tinggi, atau integrasi metode berbasis machine learning untuk mengekstraksi pola yang lebih kompleks dari sinyal optik.



Gambar 7. Grafik analisis Bland-Altman

Secara klinis, batas kesepakatan yang sangat lebar untuk glukosa memperkuat kesimpulan bahwa prototipe ini belum dapat diandalkan untuk pengambilan keputusan terapiutik. Namun, untuk parameter vital lainnya, analisis Bland-Altman memberikan wawasan yang berharga untuk penyempurnaan kalibrasi guna meningkatkan kesepakatan dengan alat standar.

KESIMPULAN

Sebuah prototipe glucosemeter non-invasif berbasis IoT yang terintegrasi dengan sensor SpO₂, denyut jantung (BPM), dan suhu telah berhasil dikembangkan. Sistem ini dilengkapi dengan platform telemedicine yang mampu mengirimkan dan mencatat data kesehatan secara real-time ke cloud database, membentuk sebuah sistem pemantauan kesehatan holistik yang potensial bagi lansia. Validasi kinerja prototipe yang dibangun terhadap alat standar menunjukkan hasil yang variatif. Sensor suhu menunjukkan akurasi terbaik dengan korelasi sangat kuat ($r = 0,834$) dan error rendah (MAPE = 4,1%). Sensor SpO₂ ($r = 0,612$; MAPE 3,2%) dan BPM ($r = 0,723$; MAPE 16,3%) menunjukkan kinerja yang cukup untuk pemantauan tanda vital dasar, meskipun pengukuran BPM masih rentan terhadap artifact. Modul pengukuran glukosa non-invasif belum menunjukkan kinerja yang memadai, dengan korelasi lemah ($r = 0,521$) dan tingkat error yang tinggi (MAPE=64,8%). Analisis Clarke Error Grid mengonfirmasi bahwa hanya 25% data yang berada dalam zona akurasi klinis yang dapat diterima (Zone A). Oleh karena itu, prototipe ini belum memenuhi standar untuk aplikasi klinis dalam manajemen diabetes yang memerlukan pengukuran glukosa yang presisi.

Terlepas dari ketidakakuratan pengukuran glukosa, prototipe ini menjanjikan sebagai alat pendukung untuk

pemantauan jarak jauh terhadap kondisi kesehatan umum lansia (melalui parameter suhu, SpO₂, dan BPM), yang dapat berperan dalam sistem peringatan dini untuk mendeteksi deteriorasi kondisi seperti infeksi atau distress pernapasan. Pengembangan lebih lanjut harus difokuskan pada penyempurnaan algoritma pengukuran glukosa non-invasif. Disarankan untuk mengeksplorasi dan mengimplementasikan teknik *machine learning* (seperti *support vector regression*, *random forest*, atau *neural networks*) yang dapat menangkap hubungan non-linier yang kompleks antara sinyal optik dan konsentrasi glukosa darah. Selain itu perlu dilakukannya kalibrasi menggunakan sampel yang lebih besar dan beragam dengan usia dan jenis kulit dan kondisi fisiologis yang lebih luas. Uji klinis pada populasi target (lansia) dengan diabetes dalam setting yang lebih terkontrol juga sangat diperlukan. Pada platform telemedicine dapat ditingkatkan dengan penambahan fitur analitik untuk pembuatan tren data dan sistem alert otomatis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] International Diabetes Federation. (2021). IDF diabetes atlas (10th ed.).
- [2] Kementerian Kesehatan RI. (2023). Laporan Riset Kesehatan Indonesia (RISKESDAS) 2023. Jakarta: Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan.
- [3] Sinclair, A., Dunning, T., & Rodriguez-Mañas, L. (2020). Diabetes in older people: New insights and remaining challenges. *The Lancet Diabetes & Endocrinology*, 8(4), 284-286.
- [4] Lee, P. G., Halter, J. B., & Diabetes in Older Adults. (2019). The assessment and management of diabetes in older adults. *Clinics in Geriatric Medicine*, 35(1), 33-49.
- [5] Vigersky, R. A. (2019). The benefits, limitations, and cost-effectiveness of advanced technologies in the

- management of patients with diabetes mellitus. *Journal of Diabetes Science and Technology*, 13(2), 283-290.
- [6] Haleem, A., Javaid, M., Singh, R. P., & Suman, R. (2021). Telemedicine for healthcare: Capabilities, features, barriers, and applications. *Sensors International*, 2, 100117.
<https://doi.org/10.1016/j.sintl.2021.100117>.
- [7] Zarkogianni, K., Litsa, E., Vazeou, A., & Nikita, K. S. (2018). A review of emerging technologies for the management of diabetes mellitus. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 11, 268-291.
- [8] Palermo, N. E., Sadhu, A. R., & McDonnell, M. E. (2022). Diabetes and acute metabolic events in the era of COVID-19: A comprehensive review of the literature. *Journal of Diabetes and its Complications*, 36(1), 108087.
- [9] Chen, M., Ma, Y., Song, J., Lai, C. F., & Hu, B. (2016). Smart clothing: Connecting human with clouds and big data for sustainable health monitoring. *Mobile Networks and Applications*, 21(5), 825-845.
- [10] Yadav, J., Rani, A., Singh, V., & Murari, A. (2017). Prospects and limitations of non-invasive blood glucose monitoring using near-infrared spectroscopy. *Biomedical Signal Processing and Control*, 38, 202-217.
- [11] American Diabetes Association. (2020). Diabetes technology: Standards of medical care in diabetes—2020. *Diabetes Care*, 43(Supplement 1), S77-S88.
- [12] Loncar-Turukalo, T., Zdravevski, E., da Silva, J. M., Chouvarda, I., & Trajkovik, V. (2019). Literature on wearable technology for connected health: Scoping review of research trends, advances, and barriers. *Journal of Medical Internet Research*, 21(9), e14017.
- [13] Klasnja, P., & Pratt, W. (2012). Healthcare in the pocket: Mapping the space of mobile-phone health interventions. *Journal of Biomedical Informatics*, 45(1), 184-198.
- [14] Heintzman, N. D. (2016). A digital ecosystem of diabetes data and technology: Services, systems, and tools enabled by wearables, sensors, and apps. *Journal of Diabetes Science and Technology*, 10(1), 35-41.
- [15] Farooq, M., & Sazonov, E. (2016). A novel wearable device for food intake and physical activity recognition. *Sensors*, 16(7), 1067.
- [16] World Health Organization. (2016). Global report on diabetes. Geneva: WHO.
- [17] International Organization for Standardization. (2016). ISO 13485:2016 Medical devices — Quality management systems — Requirements for regulatory purposes.
- [18] Bland, J. M., & Altman, D. G. (1986). Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *The Lancet*, 327(8476), 307-310.
- [19] Clarke, W. L., Cox, D., Gonder-Frederick, L. A., Carter, W., & Pohl, S. L. (1987). Evaluating clinical accuracy of systems for self-monitoring of blood glucose. *Diabetes Care*, 10(5), 622-628.
- [20] Pfützner, A., & Forst, T. (2017). Blood glucose self-monitoring in diabetes: From the old invasive way to the new non-invasive technology. *Journal of Diabetes Science and Technology*, 11(4), 789-791.