

Deteksi Dini Kesehatan Berdasarkan Nilai Kadar Gula Darah, Kolesterol, dan Asam Urat Non-Invasif dengan *Multi-Layer Perceptron*

Early Health Detection Based on Non-Invasive Blood Sugar, Cholesterol, and Uric Acid Levels with Multi-Layer Perceptron

Agrippina Waya Rahmaning Gusti¹, Kemalasari², J S Peter Parasian C³

^{1,2,3}Teknik Elektronika, Departemen Teknik Elektro, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Indonesia

^{1,2,3}Jl. Raya ITS, Sukolilo, Surabaya, Indonesia

email: *¹agrippina@pens.ac.id, ²kemala@pens.ac.id, ³peterparasiann@gmail.com

Informasi Artikel

Dikirim, 17 Juni 2025
Diterima, 14 September 2025
Diterbitkan, 5 Desember 2025

Kata Kunci :

Deteksi non-invasif, *Multi-layer perceptron*, Penyakit tidak menular, Fotoplethysmografi, Sensor MAX30105

Keyword :

Non-invasive detection, Multi-layer perceptron, Non-communicable diseases, Photoplethysmography, MAX30105 sensor

ABSTRAK

Penyakit tidak menular menjadi penyebab utama kematian global dengan persentase lebih dari 70% per tahun. Tingginya kadar gula darah, asam urat, dan kolesterol merupakan pemicu utama penyakit tersebut. Metode pemantauan yang tersedia saat ini bersifat invasif sehingga menurunkan tingkat kepatuhan pasien. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan perangkat deteksi noninvasif dalam mengukur ketiga parameter tersebut dengan menggunakan sensor fotoplethysmografi (PPG) MAX30105 dan model *Multi-Layer Perceptron* (MLP). Data dikumpulkan dari 80 responden dan dibagi menjadi 50 data latih serta 30 data uji terpisah. Model yang dilatih menggunakan Bayesian regularization backpropagation menunjukkan akurasi prediksi pada data uji sebesar 90,4% untuk gula darah, 90,2% untuk kolesterol, dan 87,7% untuk asam urat. Akurasi tersebut melampaui hasil penelitian sebelumnya yang berbasis regresi linear. Perangkat ini memiliki potensi besar untuk deteksi dini penyakit tidak menular dan dapat mengurangi risiko komplikasi kesehatan.

ABSTRACT

Non-communicable diseases are the leading cause of global death, accounting for more than 70% of deaths annually. High blood sugar, uric acid, and cholesterol levels are the primary triggers for these diseases. Currently available monitoring methods are invasive, thus reducing patient compliance. This study aims to develop a non-invasive detection device for measuring these three parameters using the MAX30105 photoplethysmography (PPG) sensor and a Multi-Layer Perceptron (MLP) model. Data were collected from 80 respondents and divided into 50 training sets and 30 separate test sets. The model, trained using Bayesian regularization backpropagation, demonstrated predictive accuracy on the test sets of 90.4% for blood sugar, 90.2% for cholesterol, and 87.7% for uric acid. This accuracy exceeds the results of previous studies based on linear regression. This device has great potential for early detection of non-communicable diseases and can reduce the risk of health complications.

1. PENDAHULUAN

Penyakit tidak menular merupakan salah satu penyebab utama kematian di dunia, dengan kontribusi lebih dari 80% dari total kematian global setiap tahunnya.[1],[2] Penyakit tidak menular meliputi penyakit-penyakit seperti kardiovaskular, kanker, penyakit pernapasan kronis, dan diabetes.[1] Penyakit kardiovaskular menjadi penyebab utama kematian dengan jumlah kasus kematian sebanyak 17,9 juta kematian sedangkan penyakit diabetes menyebabkan 1,5 juta kematian per tahun selama 2021.[2]

Tingginya kadar gula darah, asam urat, dan kolesterol telah terbukti menjadi faktor utama penyebab komplikasi kesehatan serius, termasuk penyakit kardiovaskular, penyakit ginjal kronis, dan diabetes.[3],[4] Prevalensi dari penyakit diabetes di tahun 2030 akan mengalami peningkatan menjadi 10,9%. Sedangkan prevalensi penyakit kardiovaskular akan berjumlah 2 hingga 4 kali lipat pada pasien diabetes dibanding pada pasien tanpa diabetes.[5]

Untuk mengatasi tantangan dalam pemantauan kadar gula darah, asam urat, dan kolesterol, perlu dikembangkan metode non-invasif. Saat ini, mayoritas pemantauan masih menggunakan cara invasif, yaitu pengambilan sampel darah dengan jarum. Pendekatan ini sering kali membuat pasien tidak nyaman, yang berakibat pada menurunnya kepatuhan mereka terhadap pemeriksaan rutin. [6],[7] Oleh karena itu, pengembangan teknologi pemantauan non-invasif yang lebih nyaman, akurat, dan mudah diakses merupakan suatu keharusan.

Dalam studi sebelumnya yang dilakukan oleh Az Zahro pada tahun 2023, telah dilakukan penelitian tentang perangkat non-invasif.[8] Sensor teknologi berbasis fotoplethismografi (PPG) memiliki potensi dalam memantau kadar glukosa darah, asam urat, dan kolesterol tanpa perlu prosedur invasif. [9] Fotoplethismografi telah lama digunakan karena teknik ini lebih sederhana, murah, berhasil mengukur kadar saturasi oksigen (SpO_2), dan sudah umum dibenamkan pada berbagai perangkat yang dapat dipakai. [10] Namun, penelitian yang telah dilakukan oleh Fauzi dkk tersebut hanya menggunakan masukan inframerah dan menerapkan pendekatan regresi linear, yang kurang efektif untuk menangani data non-linear. [9]

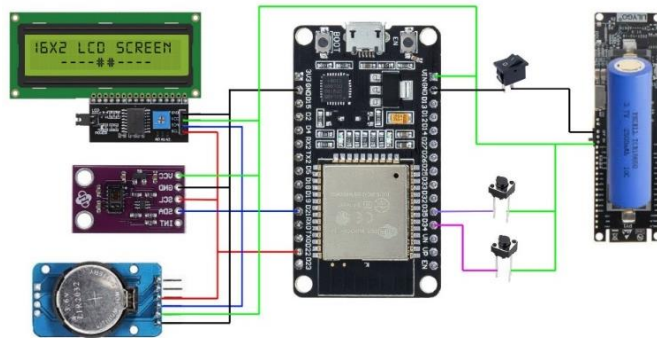
Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan perangkat deteksi kesehatan non-invasif untuk glukosa darah, asam urat, dan kolesterol. Metode *multi-layer perceptron* dengan algoritma *backpropagation* lebih mampu mengatasi data non-linear. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan solusi yang lebih andal dan efisien untuk deteksi dini penyakit tidak menular, sehingga berkontribusi pada penurunan angka komplikasi kesehatan serius di masyarakat.

2. METODE PENELITIAN

Perancangan sistem yang diterapkan dalam penelitian ini mencakup tiga tahapan utama, yaitu perancangan perangkat keras (*hardware*), perancangan perangkat lunak (*software*), dan penerapan metode algoritma *multi-layer perceptron*.

2.1. Perancangan Perangkat Keras (*Hardware*)

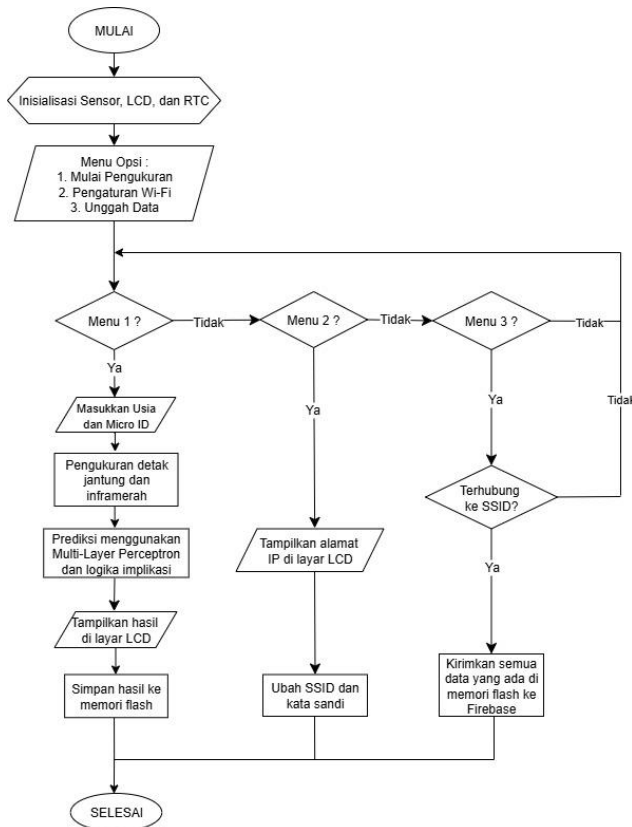
Rangkaian sistem elektrik secara keseluruhan dirancang dan dirangkai menjadi satu kesatuan dengan mikrokontroler ESP32 sebagai unit pemroses utama (Gambar 1). Rangkaian ini terdiri dari tiga bagian utama, yaitu sistem *input*, proses, dan *output*. Sistem ini menggunakan sensor MAX30105 untuk pengukuran inframerah dan detak jantung. Sumber energi sistem menggunakan baterai *rechargeable* 3,7V yang kemudian dinaikkan tegangannya menjadi 5V untuk memberikan *input* sistem. Sistem ini juga dilengkapi dengan modul RTC DS3231 untuk keperluan pencatatan *timestamp*. Selama proses pengukuran inframerah dan detak jantung, mikrokontroler ESP32 tidak beroperasi dalam mode Wi-Fi Station maupun AP Station, agar pengukuran tidak terganggu oleh interferensi sinyal Wi-Fi. Nilai *output* yang dihasilkan sistem akan ditampilkan pada layar LCD



Gambar 1. Rangkaian Elektrik

2.2. Perancangan Perangkat Lunak (*Software*)

Berdasarkan diagram alir sistem pada Gambar 2, proses diawali dengan inisialisasi sensor, layar LCD, dan modul RTC. Setelah inisialisasi, pengguna akan dihadapkan pada Menu Utama yang menyediakan tiga opsi: Mulai Ukur, Pengaturan Wi-Fi, dan Unggah Data. Apabila pengguna memilih opsi Mulai Ukur, sistem akan meminta masukan berupa usia dan ID mikro. Selanjutnya, sistem akan melakukan pengukuran detak jantung dan nilai inframerah. Data hasil pengukuran ini kemudian akan diproses oleh algoritma *multi-layer perceptron* untuk memprediksi tiga parameter kesehatan utama: kadar gula darah, kolesterol, dan asam urat. Hasil prediksi tersebut kemudian dianalisis menggunakan logika implikasi untuk menyimpulkan kondisi kesehatan pengguna. Kesimpulan kondisi kesehatan akan ditampilkan pada layar LCD dan disimpan ke dalam memori flash beserta penanda waktu dari modul RTC. Jika pengguna memilih Pengaturan Wi-Fi, sistem akan menampilkan alamat IP yang dapat diakses melalui peramban. Pengguna dapat menggunakan alamat IP ini untuk mengubah SSID dan kata sandi Wi-Fi. Terakhir, jika pengguna memilih opsi Unggah Data, sistem akan memeriksa koneksi ke SSID. Apabila koneksi berhasil terhubung, seluruh data yang tersimpan akan dikirimkan ke *Firebase Realtime Database*.



Gambar 2. Diagram Alur Prototipe Sistem

2.3. Pengumpulan Dataset

Data dikumpulkan dari 80 responden berusia 20 hingga 80 tahun di Puskesmas Keputih, Surabaya. Akuisisi data dilaksanakan dalam ruangan yang tenang dengan pencahayaan memadai untuk memastikan kualitas pengukuran yang optimal. Sebelum digunakan, perangkat ukur noninvasif yang mengandalkan sensor MAX30105 telah melalui proses perakitan dan kalibrasi. Keakuratan sensor dipastikan melalui perbandingan pembacaan detak jantung dengan hasil tensimeter standar yang menunjukkan persentase galat rendah.

Total dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari 80 responden. Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 50 data untuk tahap pelatihan model dan 30 data untuk tahap pengujian model. Dari 50 data pelatihan tersebut, jumlah data valid yang digunakan untuk melatih setiap model secara terpisah adalah 31 set data untuk model gula darah, 30 set data untuk model asam urat, dan 38 set data untuk model kolesterol. Evaluasi akhir kinerja ketiga model dilakukan menggunakan 30 data pengujian yang sama.

2.4. Pencarian Model Multi-Layer Preception

Pencarian model *Multi-Layer Perceptron* terbaik dilakukan dengan menggunakan pendekatan supervised learning dan algoritma pelatihan *Bayesian regularization backpropagation*. Setiap model gula darah, kolesterol, dan asam urat dilatih secara independen menggunakan dataset pelatihan yang telah ditentukan sebelumnya. Arsitektur jaringan yang digunakan terdiri atas lima lapisan tersembunyi dengan data masukan yang telah dinormalisasi ke rentang -1 hingga 1 serta memanfaatkan fungsi aktivasi *hyperbolic tangent* (tanh) untuk menangani hubungan nonlinear secara efektif.

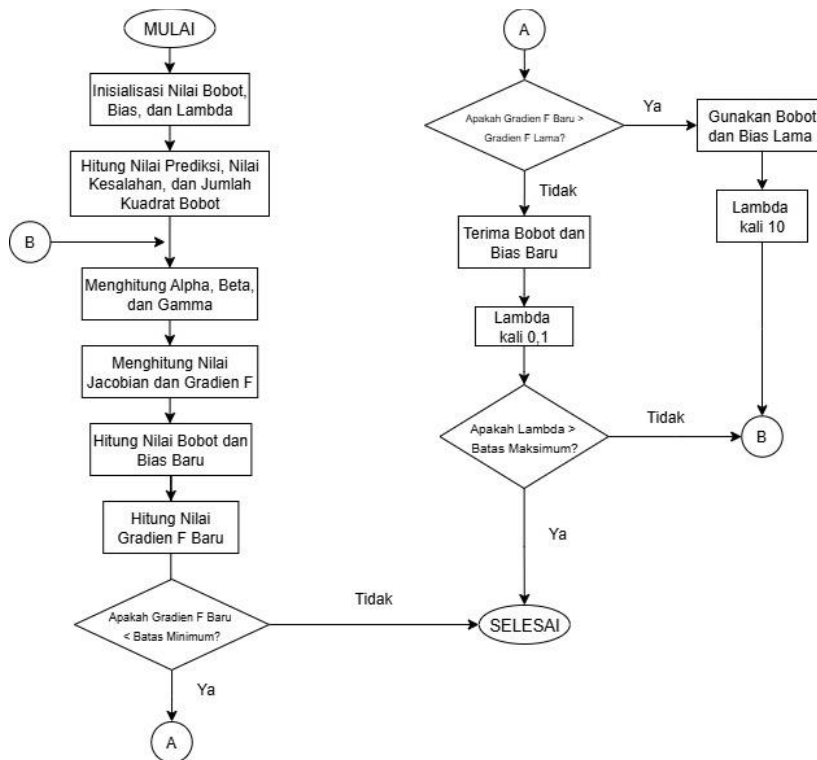
$$y = \omega_2 \cdot (\tanh(\omega_1 \cdot x_{norm} + b_1)) + b_2 \tag{1}$$

Evaluasi performa pelatihan jaringan menggunakan fungsi *mean squared error* yang diregularisasi oleh parameter alpha dan beta untuk mengontrol kompleksitas model dan mencegah *overfitting*. [11] Pembaruan bobot dan bias dilakukan secara efisien menggunakan aturan Levenberg-Marquard. Aturan menggabungkan metode Gauss Newton dan *gradient descent* untuk meningkatkan kecepatan konvergensi sekaligus menjaga stabilitas pelatihan. [12] Dengan aturan tersebut model dapat belajar secara optimal tanpa mengalami kesulitan konvergensi atau kehilangan generalisasi.

$$F = \beta E_d + \alpha E_w \tag{2}$$

$$\omega_{new} = \omega_{old} - (H + \lambda I)^{-1} \cdot \nabla F \tag{3}$$

Setelah bobot dan bias diperbarui, nilai gradien fungsi performa dihitung kembali. Perbandingan antara nilai gradien yang baru dengan nilai gradien sebelumnya dilakukan untuk menentukan efektivitas langkah pembaruan. Apabila nilai gradien performa yang baru lebih kecil dibandingkan dengan nilai gradien sebelumnya, pembaruan bobot dan bias diterima. Dalam kondisi ini, nilai lambda diperkecil dengan mengalikannya sebesar 0,1, bertujuan untuk mempercepat konvergensi menuju pendekatan metode Gauss-Newton (Gambar 3). Sebaliknya, jika nilai gradien performa yang baru lebih besar dari nilai sebelumnya, pembaruan bobot dan bias ditolak, dan jaringan akan kembali menggunakan bobot serta bias dari iterasi sebelumnya. Pada situasi ini, nilai lambda diperbesar dengan mengalikannya sebesar 10 agar langkah pembaruan berikutnya menjadi lebih kecil dan bersifat lebih konservatif, mendekati pendekatan metode gradient descent.[13] Pelatihan dihentikan ketika salah satu dari tiga kriteria terpenuhi: gradien performa mencapai target minimum, nilai lambda melebihi batas, atau jumlah epoch maksimum tercapai.[14]



Gambar 3. Diagram Alur Pencarian Model *Multi-Layer Perceptron*

Bobot dan bias yang telah dioptimalkan akan disematkan ke dalam persamaan untuk menjelaskan hubungan rumit antara variabel input dan output. Setelah proses pelatihan, akan dihasilkan tiga persamaan non-linear yang secara spesifik menggambarkan dinamika kadar gula darah, kolesterol, dan asam urat. Persamaan ini memungkinkan prediksi akurat terhadap ketiga kadar tersebut berdasarkan masukan inframerah, usia, dan detak jantung. Dalam konteks ini, x_1 merepresentasikan data dari sensor inframerah, x_2 adalah data usia pasien, dan x_3 adalah data detak jantung dari sensor inframerah. Berikut adalah tiga persamaan non-linear:

- Persamaan Non-linear Gula Darah :

$$y_{Gula\ Darah} = 90 (-0.004 + a^T \tanh(W X + b)) + 95 \tag{4}$$

dimana:

$$W = \begin{bmatrix} -3 \times 10^{-6} & -0.003 & -0.003 \\ -3 \times 10^{-6} & -0.003 & -0.003 \\ 4.3 \times 10^{-6} & 0.006 & 0.007 \\ 3.6 \times 10^{-6} & 0.004 & 0.005 \\ 2.3 \times 10^{-6} & 0.002 & 0.002 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} 0.533 \\ 0.549 \\ -1.044 \\ -0.72 \\ -0.4 \end{bmatrix} \quad a = \begin{bmatrix} -0.309 \\ -0.312 \\ 0.598 \\ 0.434 \\ 0.237 \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$

- Persamaan Non-linear Kolestrol :

$$y_{Kolestrol} = 112 (0.036 + a^T \tanh(W X + b)) + 123 \tag{5}$$

dimana:

$$W = \begin{bmatrix} -3.9 \times 10^{-6} & -0.004 & -0.003 \\ -3.9 \times 10^{-6} & -0.004 & -0.003 \\ 3.9 \times 10^{-6} & 0.004 & 0.003 \\ -3.9 \times 10^{-6} & -0.004 & -0.003 \\ 3.9 \times 10^{-6} & 0.004 & 0.003 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} 0.624 \\ 0.624 \\ -0.624 \\ 0.624 \\ -0.624 \end{bmatrix} \quad a = \begin{bmatrix} -0.361 \\ -0.361 \\ 0.361 \\ -0.361 \\ 0.361 \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$

- Persamaan Non-linear Asam Urat :

$$y_{Asam\ Urat} = 45 (0.086 + a^T \tanh(W_x + b)) + 2.4 \tag{6}$$

dimana:

$$W = \begin{bmatrix} 4.15 \times 10^{-6} & 0.002 & 0.004 \\ -4.15 \times 10^{-6} & -0.002 & -0.004 \\ 4.15 \times 10^{-6} & 0.002 & 0.004 \\ -4.15 \times 10^{-6} & -0.002 & -0.004 \\ 4.15 \times 10^{-6} & 0.002 & 0.004 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} -0.652 \\ 0.652 \\ -0.652 \\ 0.652 \\ -0.652 \end{bmatrix} \quad a = \begin{bmatrix} 0.349 \\ -0.349 \\ 0.349 \\ -0.349 \\ 0.349 \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$

2.5. Logika Implikasi Kesehatan

Logika implikasi digunakan untuk menentukan status kesehatan pasien berdasarkan tiga parameter, yaitu asam urat, kolesterol, dan gula darah. Pasien akan dianggap sehat jika ketiga parameter tersebut berada dalam kondisi normal, yaitu asam urat normal, kolesterol normal, dan gula darah normal. Dengan kata lain, kondisi tidak normal pada salah satu parameter menunjukkan bahwa pasien memiliki masalah kesehatan, sementara kondisi normal pada ketiga parameter menunjukkan kesehatan yang baik.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengujian Sensor MAX30105

Tujuan dari pengujian sensor MAX30105 ini adalah untuk mengevaluasi kemampuannya dalam mendeteksi nilai inframerah dan detak jantung. Metode yang diterapkan dalam pengujian ini melibatkan perbandingan data inframerah dan detak jantung yang diperoleh dari sensor dengan hasil pengukuran menggunakan alat medis tensimeter. Proses pengambilan data dilakukan dengan menempatkan ujung jari pada sensor, sementara tensimeter digunakan pada lengan subjek. Selanjutnya, nilai inframerah dan detak jantung yang terbaca pada sensor MAX30105 dan alat tensimeter dicatat. Pengujian ini dilaksanakan sebanyak lima belas kali pada rentang usia 20 hingga 60 tahun, dengan memastikan subjek berada dalam kondisi tenang. Seluruh rangkaian pengujian dilakukan di dalam ruangan dengan kondisi pencahayaan yang memadai.

Tabel 1. Pengujian Sensor MAX30105

No	Tensimeter Detak Jantung (Bpm)	Sensor MAX30105 Detak Jantung (Bpm)	Error (%)
1	100	98	2,0%
2	61	61	0,0%
3	77	74	4,1%
4	70	72	2,8%
5	67	69	2,9%
6	79	79	0,0%
7	68	70	2,9%
8	96	94	2,1%
9	103	101	2,0%
10	95	95	0,0%
11	100	101	1,0%
12	81	85	4,7%
13	80	78	2,6%
14	83	83	0,0%
15	81	80	1,3%

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 1, diperoleh persentase akurasi detak jantung dari sensor sebesar 98,1%. Hal ini menunjukkan bahwa sensor berada dalam kondisi baik dan layak untuk digunakan dalam penelitian ini, dengan detak jantung yang terukur memiliki tingkat kesalahan rata-rata sebesar 2,05% seperti yang terlihat pada Tabel 1.

3.2. Pengujian Multi-Layer Precepton

Pengujian model *Multi-Layer perceptron* bertujuan untuk mengevaluasi akurasi persamaan non-linier yang digunakan dalam memprediksi kadar gula darah, kolesterol, dan asam urat. Prediksi tersebut diperoleh dari data masukan sensor MAX30105, yang kemudian dibandingkan dengan hasil pengukuran alat invasif. Metode pengujian melibatkan perbandingan nilai gula darah, kolesterol, dan asam urat yang diprediksi oleh model dengan nilai yang didapatkan dari alat invasif Elvasense 3in1 ().

Tabel 2. Tabel Perbandingan Target dan Prediksi

No	IR ¹	Usia	HR (bpm)	Elvasense			Prediksi		
				Gula Darah (mg/dL)	Asam Urat (mg/dL)	Kolestrol (mg/dL)	Gula Darah (mg/dL)	Asam Urat (mg/dL)	Kolestrol (mg/dL)
1	79914	55	86	117	5,5	178	135	4,6	178
2	51735	72	84	140	3,4	190	130	4	168
3	68890	59	69	130	4,4	190	118	3,7	159
4	95521	73	78	140	4,8	151	150	5,1	197
5	96337	59	74	120	4,3	163	138	4,8	184
6	98640	53	93	130	5	180	150	5,4	195
7	90888	47	98	123	4,4	250	145	5,2	189
8	73772	77	94	173	5	215	154	5,1	196
9	98084	52	75	141	5,5	181	134	4,7	181
10	95251	64	93	171	5,4	200	155	5,5	201
11	80572	53	69	105	3,7	171	120	4	164
12	71956	31	80	95	3	120	108	3,7	148
13	94522	37	67	98	3,4	130	114	4	160
14	95199	46	84	143	4,2	186	136	4,9	181
15	97014	33	70	111	5,5	143	115	4,6	162
16	96337	51	70	134	5,5	173	128	4,5	175
17	98017	59	81	160	4	235	144	5,1	190
18	101337	23	73	110	4	160	113	4	159
19	98568	23	78	120	4,1	165	115	4,3	161
20	89126	45	76	135	4,7	156	125	4,3	169
21	73842	50	85	112	5,1	190	128	4,4	170
22	65491	27	93	117	4,6	143	112	3,8	150
23	59214	30	97	104	4,2	162	113	3,9	151
24	72365	30	70	109	3,7	164	99	3,3	140

No	IR ¹	Usia	HR (bpm)	Elvasense			Prediksi		
				Gula Darah (mg/dL)	Asam Urat (mg/dL)	Kolestrol (mg/dL)	Gula Darah (mg/dL)	Asam Urat (mg/dL)	Kolestrol (mg/dL)
25	82377	41	81	130	4,9	185	123	4,2	165
26	96014	60	74	130	5,5	167	138	4,7	184
27	99753	28	90	144	5,2	199	129	4,8	176
28	80102	25	71	113	4	150	100	3,4	143
29	87911	45	86	120	5,1	177	133	4,7	177
30	97578	23	74	100	4	157	110	4,1	157
Presentase Rata-Rata Error (%)							9,6%	12,3%	9,8%
Presentase Akurasi (%)							90,4%	87,7%	90,2%

Penelitian sebelumnya oleh Dede (2021) membahas sistem pemantauan kadar gula darah, kolesterol, dan asam urat non-invasif. Penelitian tersebut memanfaatkan sensor optik GY-MAX30100.[15] Berbeda dengan pendekatan Dede yang mengonversi nilai detak jantung dari sensor menjadi kadar gula darah, kolesterol, dan asam urat melalui rumus tertentu, penelitian ini menggunakan sensor MAX30105. Akurasi yang berhasil dicapai oleh Dede adalah 97,13% untuk pembacaan kadar gula darah, 97,13% untuk kolesterol, dan 89% untuk asam urat.[15]

Penelitian relevan lainnya yang dilakukan oleh Fatimah Az Zahro (2023) juga berfokus pada sistem pengukuran non-invasif untuk kadar gula darah, kolesterol, dan asam urat, dengan menggunakan sensor MAX30105.[8] Metode yang diterapkan dalam penelitian tersebut adalah regresi linear sederhana, yang menghasilkan akurasi sistem sebesar 88,40% untuk kadar gula darah, 89,10% untuk kolesterol, dan 81,50% untuk asam urat. Fatimah Az Zahro hanya menggunakan nilai spektrum inframerah sebagai masukan, yang kemudian dikonversi menggunakan regresi linear untuk mengestimasi nilai-nilai tersebut.

Secara keseluruhan, sistem dalam penelitian ini menunjukkan tingkat akurasi 90,4% untuk pengukuran kadar gula darah, 90,2% untuk kolesterol, dan 87,7% untuk asam urat. Dengan demikian, persentase kesalahan yang tercatat adalah 9,6% untuk gula darah, 9,8% untuk kolesterol, dan 12,3% untuk asam urat. Akurasi tersebut melampaui hasil penelitian sebelumnya yang berbasis regresi linear. Hal ini selaras dengan berbagai studi komparatif yang menunjukkan bahwa *multi-layer perceptron bayesian* secara konsisten unggul dibandingkan dengan *regresi linear* dalam tugas prediksi medis. Sebagai contoh, penelitian yang dilakukan oleh Krishnasree & Rao yang membandingkan model *multiple regression* konvensional dengan *artificial neural network* berbasis *Bayesian* untuk mendiagnosis penyakit jantung.[16] Hasilnya, model regresi linear hanya mencapai akurasi sekitar 86%, sedangkan *artificial neural network* berbasis *Bayesian* mencapai sekitar 91%. Hal ini menegaskan keunggulan *artificial neural network* berbasis *Bayesian* dalam menangkap kompleksitas data, seperti interaksi antara kolesterol, tekanan darah, dan gula darah, dengan lebih baik daripada pendekatan garis lurus sederhana pada regresi.

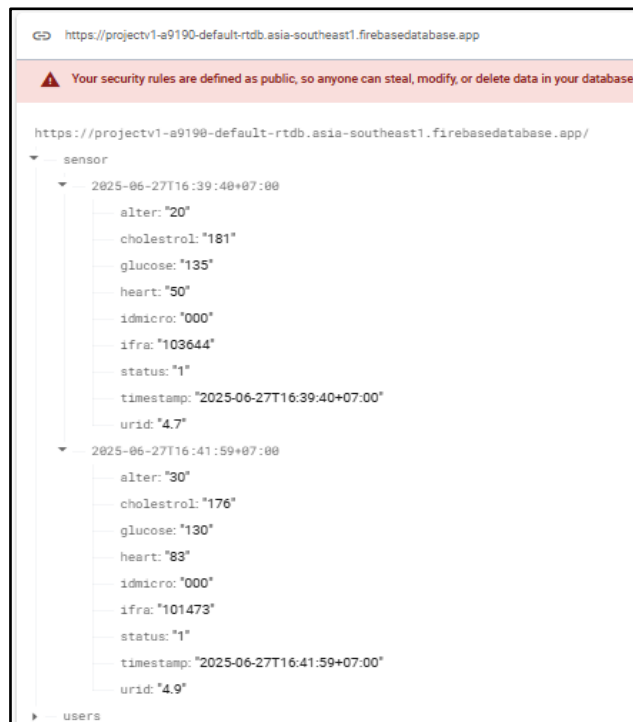
3.3. Pengujian Pengiriman Data ke Database

Pengujian pengiriman data ke basis data dilakukan untuk memastikan keselarasan antara data yang dikirim oleh mikrokontroler ESP32 dan data yang diterima oleh *Firestore Realtime Database*. Metode pengujian ini melibatkan observasi data yang masuk ke *Firestore* serta perbandingan dengan data yang telah dikirim oleh mikrokontroler ESP32 (Gambar 4). Selanjutnya, pengujian situs web bertujuan untuk mengevaluasi tampilan antarmuka dan menganalisis proses pengolahan data yang disajikan di situs web, berdasarkan identifikasi unik dari mikrokontroler. Metode pengujian ini berfokus pada verifikasi kesesuaian data antara *Firestore Realtime Database* dan situs web, yang dilakukan berdasarkan ID pengguna mikrokontroler. Apabila nilai yang ditampilkan identik, maka data dianggap valid dan tidak tercampur dengan data dari pengguna lain.

```

=====
Membaca Kredensial WiFi Tersimpan
SSID: E5
Password: Kmwaz200
=====
Data dengan timestamp 2025-06-27T16:39:40+07:00 berhasil dikirim ke Firebase.
Data dengan timestamp 2025-06-27T16:41:59+07:00 berhasil dikirim ke Firebase.
=====
                HASIL PENGIRIMAN DATA
=====
Jumlah data yang dikirim : 2
Waktu total pengiriman  : 3805 ms
Waktu rata-rata per data : 1902.50 ms
=====
Semua data terkirim, file JSON telah dihapus dari memori flash.
    
```

Gambar 4. Data Tersimpan pada Memori Flash



Gambar 5. Data Tersimpan Pada Firebase

Hasil pengujian menunjukkan bahwa data berhasil terkirim secara akurat tanpa kehilangan atau kerusakan. Sebagai contoh konkret, data pengukuran dengan *timestamp* 2025-06-27T16:41:59+07:00 yang terdiri atas kolesterol 176 mg/dL, glukosa 130 mg/dL, dan asam urat 4,9 mg/dL tercatat identik di kedua sistem (Gambar 5). Selain validasi integritas, pengujian juga mencatat metrik kinerja dengan waktu transmisi rata-rata untuk setiap entri data sebesar 1,9 detik. Hasil ini mengonfirmasi bahwa fungsionalitas pengiriman data telah beroperasi sesuai rancangan dan memastikan data dapat tersimpan dengan andal serta efisien.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil merancang, mengoptimalkan, dan mengimplementasikan model *Multi-Layer Perceptron* dengan algoritma Bayesian *regularization* untuk memprediksi kadar gula darah, kolesterol, dan asam urat pada mikrokontroler ESP32 dengan tingkat akurasi masing-masing sebesar 90,4%, 90,2%, dan 87,7%. Meskipun hasil yang diperoleh cukup menjanjikan, penelitian ini memiliki keterbatasan utama berupa ukuran dataset yang terbatas, yaitu hanya terdiri atas 80 responden dengan pembagian 50 data latih dan 30 data uji, sehingga dapat membatasi kemampuan generalisasi model. Perangkat mampu mengirimkan data secara efisien ke *Firebase Realtime Database* dalam waktu rata-rata 1,9 detik untuk pemantauan kesehatan yang mudah diakses. Berdasarkan temuan tersebut, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, mengeksplorasi algoritma *machine learning* alternatif seperti *Support Vector Machine (SVM)*, serta memperkuat aspek keamanan data guna meningkatkan keandalan sistem secara menyeluruh.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] World Health Organization, "Global health estimates 2021: deaths by cause, age, sex, by country and by region, 2000-2021" Accessed: August 11, 2025. [Online]. Available: <https://www.who.int/data/gho/data/themes/mortality-and-global-health-estimates/ghe-leading-causes-of-death>
- [2] H. Tang, M. Li, L. Z. Liu, Y. Zhou, and X. Liu, "Changing inequity in health service utilization and financial burden among patients with hypertension in China: evidence from China Health and Retirement Longitudinal Study (CHARLS), 2011–2018," *Int. J. Equity Health*, vol. 22, pp. 246, 2023.
- [3] S. A. Kristina and K. A. Santosa, "An Estimated Mortality and Disability Adjusted Life Years (DALYs) of Non-communicable Diseases in Indonesia," *Int. J. Pharm. Res.*, vol. 12, 2020.
- [4] U. P. Gujral *et al.*, "Association between varying cut-points of intermediate hyperglycemia and risk of mortality, cardiovascular events and chronic kidney disease: a systematic review and meta-analysis," *BMJ Open Diabetes Res. Care*, vol. 9, pp. e001776, 2021.
- [5] D. Pan, L. Xu, L. Zhang, D. Shi, and M. Guo, "Associations between remnant cholesterol levels and mortality in patients with diabetes", *World journal of diabetes*, vol. 15, pp. 712–723, 2024.
- [6] Y. Zhang *et al.*, "Noninvasive and Individual-Centered Monitoring of Uric Acid for Precaution of Hyperuricemia via Optical Supramolecular Sensing," *Adv. Sci.*, vol. 9, pp. 2104463, 2022.
- [7] D.-H. Min and H.-K. Yoon, "Suggestion for a new deterministic model coupled with machine learning techniques for landslide susceptibility mapping," *Sci. Rep.*, vol. 11, pp. 6594, 2021.
- [8] A. W. R. Gusti, Kemalasari, M. Rochmad, and F. Az Zahro, "Rancang Bangun Alat Ukur Kadar Gula Darah, Kolesterol, dan Asam Urat Non-Invasif Berbasis Internet of Things (IoT)," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, 2023.
- [9] R. N. Fauzi *et al.*, "Non-Invasive Detection System for Blood Sugar, Cholesterol, Uric Acid, and Body Temperature Using MAX30105 and MLX90614 Sensors," *2022 International Conference on Computer Engineering, Network, and Intelligent Multimedia (CENIM)*, pp. 1–7, 2022.
- [10] J. Chu, W.-T. Yang, W.-R. Lu, Y.-T. Chang, T.-H. Hsieh, and F.-L. Yang, "90% Accuracy for Photoplethysmography-Based Non-Invasive Blood Glucose Prediction by Deep Learning with Cohort Arrangement and Quarterly Measured HbA1c", *Sensors*, vol. 21, pp. 7815, 2021.
- [11] N. Assani, P. Matic, N. Kaštelan, and I. R. Čavka, "A Review of Artificial Neural Networks Applications in Maritime Industry," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 139823–139848, 2023.
- [12] I. Khan *et al.*, "Design of Neural Network with Levenberg-Marquardt and Bayesian Regularization Backpropagation for Solving Pantograph Delay Differential Equations," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 137918–137933, 2020.
- [13] A. Altaye, I. Farkas, and P. Vig, "Impacts of Artificial Neural Network Training Algorithms on the Accuracy of PV System Voltage and Current Predictions", *EJENERGY*, vol. 5, pp. 1–6, 2025.
- [14] A. Suliman and B. Omarov, "Early Stopping Criteria for Levenberg-Marquardt Based Neural Network Training Optimization," *Int. J. Eng. Technol.*, vol. 7, pp. 1194, 2018.
- [15] D. Sutarya, "Sistem Monitoring Kadar Gula Darah, Kolesterol dan Asam Urat secara Non Invasive menggunakan Sensor", *Jurnal Ilmiah Teknologi Energi, Teknologi Media Komunikasi dan Instrumentasi Kendali*, vol. 1, pp. 25-34, 2021.
- [16] K. S. Krishnasree and M. R. N. Rao, "Diagnosis of heart disease using neural networks—Comparative study of Bayesian regularization with multiple regression model," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 88, pp. 638–643, 2016.

