Jurnal Riset Rekayasa Elektro
Volume 8 No 1, Juni 2026, Hal. 1~10
DOI : 10.30595/

P-ISSN: 2685 - 4341
E-ISSN: 2685 - 5313

Sistem Skrining Awal Diabetes secara Non Invasif melalui Analisis Urine

A Non-invasive Early Diabetes Screening System through Urine Analysis

Agrippina Waya Rahmaning Gusti[1*], Rika Rokhana[2], Aufatul Ardiana[3]
[1,2,3] Teknik Elektronika, Departemen Teknik Elektro, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya
[1,2,3] Jl. Raya ITS, Sukolilo, Surabaya, Indonesia
email: [*1] agrippina@pens.ac.id, [2] rika@pens.ac.id, [3] aufatulardiana@ee.student.pens.ac.id

Informasi Artikel

Diajukan, 17 Juni 2025
Diterima, 4 Februari 2026
Diterbitkan, 5 Juni 2026

Kata Kunci :
diabetes, urine, K-Nearest Neighbor, regresi linear, non-invasive.

ABSTRAK

Diabetes melitus adalah penyakit jangka panjang yang ditandai oleh tingginya kadar glukosa dalam darah akibat terganggunya proses metabolisme tubuh. Pentingnya deteksi sejak dini bertujuan untuk mencegah terjadinya komplikasi berat, namun metode pemeriksaan yang bersifat invasif seperti pengambilan darah sering menimbulkan ketidaknyamanan bagi pasien. Penelitian ini bertujuan untuk merancang alat deteksi diabetes secara *non-invasive* dengan menggunakan sampel urine sebagai parameter utama. Deteksi dilakukan secara *non-invasive* dengan memanfaatkan sensor TCS3200 untuk membaca warna pada urine serta sensor MQ135 untuk mengukur konsentrasi gas ammonia yang digunakan sebagai parameter kadar gula darah. Metode klasifikasi yang digunakan adalah K-Nearest Neighbor untuk menentukan status kesehatan pengguna, serta regresi linier untuk memperkirakan kadar gula darah berdasarkan data sensor. Perangkat ini dirancang agar mudah digunakan oleh pengguna tanpa perlu ke fasilitas medis, dan dilengkapi dengan layar LCD yang menampilkan hasil deteksi secara langsung. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma K-Nearest Neighbor dengan nilai K = 3 memperoleh akurasi sebesar 96,67%, sementara regresi linier menghasilkan tingkat kesalahan sebesar 6,48% dari 30 data sampel uji.

Keyword :
diabetes, urine,
K-Nearest Neighbor, linear regression, non-invasive.

ABSTRACT

Diabetes mellitus is a long-term disease characterized by high blood glucose levels due to disruption of the body's metabolic processes. The importance of early detection aims to prevent serious complications, but invasive examination methods such as blood sampling often cause discomfort for patients. This study aims to design a non-invasive diabetes detection tool using urine samples as the main parameter. Detection is carried out non-invasively by utilizing the TCS3200 sensor to read the color of urine and the MQ135 sensor to measure the concentration of ammonia gas which is used as a parameter for blood sugar levels. The classification method used is K-Nearest Neighbor to determine the user's health status, and linear regression to estimate blood sugar levels based on sensor data. This device is designed to be easy to use by users without the need to go to a medical facility and is equipped with an LCD screen that displays the detection results directly. The test results show that the K-Nearest Neighbor algorithm with a K value = 3 obtains an accuracy of 96.67%, while linear regression produces an error rate of 6.48% from 30 test sample data.

1. PENDAHULUAN

Diabetes melitus adalah penyakit metabolik kronis yang ditandai oleh tingginya kadar gula dalam darah secara terus-menerus. Kondisi ini terjadi akibat tubuh tidak mampu memproduksi insulin dengan cukup, mengalami gangguan dalam penggunaan insulin secara efektif, atau merupakan kombinasi dari kedua faktor tersebut [1]. Jika tidak terkontrol dengan baik, diabetes dapat berpotensi menyebabkan munculnya berbagai penyakit seperti kardiovaskular, kebutaan, gagal ginjal, gangguan neurologis, ketidakseimbangan osmolalitas

darah, hipertensi, neuropati perifer, dan banyak penyakit lainnya [2]. Komplikasi tersebut dapat memperburuk kondisi kesehatan pasien dan dapat menyebabkan peningkatan morbiditas serta mortalitas, sehingga memerlukan perhatian serius dalam penanganannya [3]. Masalah ini semakin mendesak karena prevalensinya terus meningkat secara global. IDF melaporkan bahwa pada tahun 2019 terdapat 463 juta penderita diabetes (9%), meningkat menjadi 536,6 juta (10,5%) pada 2021, dan diperkirakan mencapai 783,2 juta (12,2%) pada 2045, terutama akibat bertambahnya usia populasi [4].

Pemeriksaan kadar gula darah umumnya masih bersifat invasif melalui tusukan jari, yang dapat menimbulkan rasa nyeri dan cemas pada pasien [5]. Biosensor berbasis nanomaterial telah menunjukkan aplikasi yang luas dalam mendeteksi kadar glukosa melalui urine, saliva, keringat, dan air mata [6]. Saat kadar gula darah melebihi batas normal, kelebihan glukosa akan dikeluarkan oleh tubuh melalui urine [7]. Urine adalah cairan organik yang diproduksi oleh ginjal, yang menumpuk dikandung kemih dan dikeluarkan melalui uretra untuk membuang zat-zat berlebih dan beracun bagi tubuh [8].

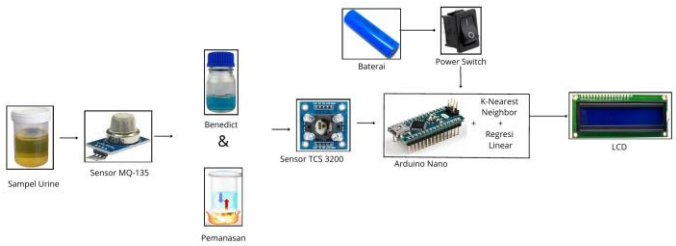
Salah satu tanda umum pada penderita diabetes melitus adalah glukosuria, yaitu kondisi di mana terdapat peningkatan kadar glukosa dalam urin akibat tingginya kadar gula dalam darah. Jika kadar glukosa dalam urine melebihi batas normal, orang tersebut dapat dipastikan mengalami diabetes [9]. Urine penderita diabetes juga diketahui memiliki rasa manis akibat tingginya kandungan glukosa, yang membedakannya dari urine normal dan menjadi parameter dalam proses diagnosis [10]. Selain glukosa, amonia (NH_3) juga merupakan kandungan yang dapat diamati dalam urine, dengan konsentrasi normal pada individu sehat sebesar 26–35 mmol/L [11]. Kondisi diabetes yang tidak terkontrol menyebabkan peningkatan pemecahan protein dan produksi amonia akibat defisiensi atau resistensi insulin dan menyebabkan kadar amonia dalam urin meningkat [12].

Metode Benedict digunakan untuk mendeteksi glukosa dalam urine, di mana glukosa akan mereduksi kupri sulfat (Cu^{2+}) dalam larutan Benedict menjadi kupro oksida (Cu^{+}) yang ditandai dengan perubahan warna, mulai dari biru hingga merah bata tergantung pada konsentrasi glukosa [13]. Guna mengotomatisasi proses ini, sensor warna TCS3200 digunakan untuk membaca warna hasil reaksi pada urine [14]. Sedangkan sensor MQ135 digunakan untuk membaca konsentrasi amonia dalam urine [15]. Data dari sensor warna dan sensor gas kemudian diproses oleh mikrokontroler dan dianalisis menggunakan metode K-Nearest Neighbor untuk mengklasifikasikan kondisi diabetes serta metode regresi linear untuk memprediksi nilai kadar gula darah yang terkandung dalam urine.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Perancangan Perangkat Keras

Pada Gambar 1 menunjukkan input berasal dari sampel urine yang akan dianalisis oleh perangkat. Sistem ini dilengkapi dengan dua jenis sensor, yaitu sensor TCS3200 untuk membaca nilai warna pada sampel urine, serta sensor MQ-135 yang digunakan untuk mengukur konsentrasi gas amonia. Data dari kedua sensor diteruskan ke mikrokontroler Arduino Nano sebagai pusat pemrosesan, di mana telah diterapkan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) dan regresi linier. Dalam sistem ini, algoritma K-NN digunakan untuk mengklasifikasikan indikasi diabetes berdasarkan kemiripan data yang diperoleh dari sensor dengan data pelatihan yang telah tersedia. Selanjutnya, regresi linier digunakan untuk memprediksi nilai kadar gula darah secara kuantitatif dari data sensor.

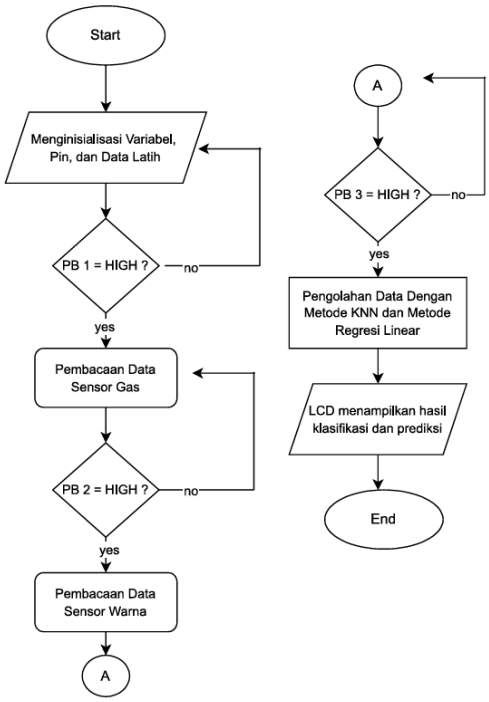


Gambar 1. Diagram Blok Sistem

Persiapan sampel urine dilakukan untuk memastikan pengukuran urine agar mendapatkan hasil akurat dan konsisten. Sampel urine dikumpulkan pada pagi hari dengan keadaan pasien puasa (8-12 jam). Sampel urine murni diambil menggunakan gelas kaca berkapasitas 50 mL dengan volume minimal 20 mL tanpa campuran zat lain. Sampel urine ini terlebih dahulu diukur kadar amonia menggunakan sensor gas MQ-135. Setelah pengukuran gas selesai, sampel akan diproses melalui tahap reaksi kimia dengan mencampurkan 10 mL Reagen Benedict dan 8 tetes urine ke dalam tabung reaksi. Campuran tersebut kemudian dipanaskan menggunakan bunsen selama 5 menit hingga reaksi selesai dan terjadi perubahan warna. Larutan hasil reaksi selanjutnya dimasukkan kembali ke dalam system yang dibuat untuk dianalisis menggunakan sensor warna TCS3200.

2.2. Diagram Alir

Diagram alir adalah gambaran visual yang menunjukkan urutan langkah-langkah dalam suatu proses secara sistematis, yang digunakan untuk memudahkan pemahaman, analisis, dan evaluasi dalam menyelesaikan suatu masalah atau menjalankan kegiatan tertentu. Sistem ini memiliki empat diagram alur yang menunjukkan tahapan proses kerja sistem, di mana setiap tahapan dikendalikan oleh tombol *push button* dengan fungsi yang berbeda. Diagram alir dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Alir

2.3. Pembagian Data

Pada penelitian ini menggunakan total 80 sampel urine, yaitu 50 sampel data latih dan 30 sampel data uji. Setiap sampel urine dianalisis untuk memperoleh variabel yang diperlukan dalam proses pemodelan. Variabel tersebut meliputi nilai komponen warna (R, G, B) yang dihasilkan dari pembacaan sensor warna TCS3200, nilai konsentrasi amonia yang diukur menggunakan sensor gas MQ135, serta kadar gula darah urine dalam satuan mg/dL yang diperoleh dari hasil pengukuran menggunakan alat glukometer terstandar sebagai acuan dalam proses klasifikasi dan regresi.

Pada bagian pengujian, seluruh sampel data uji memiliki informasi kadar gula darah yang diperoleh dari pengukuran menggunakan glukometer. Data ini digunakan sebagai pembanding untuk mengevaluasi sejauh mana model yang dibangun mampu mengestimasi kadar glukosa. Dengan demikian, data uji berfungsi sebagai dasar untuk mengukur akurasi, klasifikasi, estimasi error, serta tingkat keandalan sistem secara keseluruhan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengujian Sensor Warna TCS3200

Pengujian sensor warna TCS3200 dilakukan dengan membandingkan hasil pembacaan sensor terhadap nilai warna yang diperoleh melalui alat bantu *eyedropper* pada *Color Picker*. Tujuan dari pengujian ini untuk mengevaluasi seberapa akurat sensor dalam mengenali dan mengukur warna. Sensor TCS3200 menghasilkan data warna dalam format RGB dengan rentang nilai antara 0 hingga 255. Selanjutnya, nilai RGB tersebut dikonversi menjadi Hexadesimal dan kemudian diubah kembali menjadi nilai desimal. Setelah kedua hasil pengukuran diperoleh, dilakukan perhitungan selisih atau *error* antara hasil pengukuran sensor TCS3200 dan *eyedropper tool* pada *Color Picker*. Nilai *error* dihitung berdasarkan perbedaan nilai desimal dari kedua nilai tersebut.

Untuk menghitung *error* antara hasil pembacaan sensor dan hasil dari software, dilakukan beberapa langkah. Pertama, nilai RGB dari sensor diubah menjadi format Hexadesimal. Sebagai contoh, nilai RGB (216, 178, 98) diubah sebagai berikut:

- 216÷ 16 = 13 (D), sisa 8 = D8
- 178 ÷ 16 = 11 (B), sisa 2 = B2
- 98 ÷ 16 = 6 (6), sisa 2 = 62

Maka nilai heksadesimal yang diperoleh adalah #D8B262. Selanjutnya, nilai heksadesimal tersebut dikonversi ke dalam format desimal dengan cara memisahkan nilai warna R (Red), G (Green), dan B (Blue), kemudian mengubah dari format heksadesimal ke desimal:

$D8B262 = (13 \times 16^5) + (8 \times 16^4) + (11 \times 16^3) + (2 \times 16^2) + (6 \times 16^1) + (2 \times 16^0)$

$= 14107342$

Setelah mendapatkan nilai desimal, dilakukan perhitungan error menggunakan rumus:

$$error = \frac{|sensor\ value - software\ value|}{software\ value}\ x\ 100\% \quad (1)$$

Tabel 1. Hasil Pengujian Sensor Warna

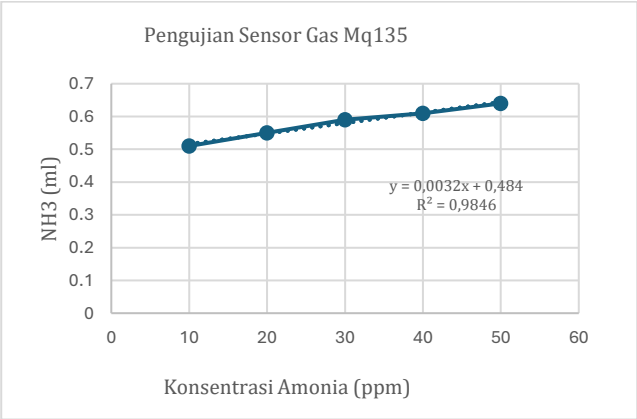
Sampel	Sensor	R	G	B	Hex	Decimal	*Error*
1	Software	159	193	232	#9fc1e8	10469864	13,19 %
	TCS3200	138	173	222	#8aadde	9088478	
2	Software	87	252	219	#57fcdb	5766363	5,70 %
	TCS3200	82	248	201	#52f8c9	5437641	
3	Software	70	228	111	#46e470	4646000	9,94 %
	TCS3200	77	240	139	#4df08b	5107851	
4	Software	184	230	71	#b9e647	12183111	14,4 %
	TCS3200	158	242	74	#9ef24a	10416714	
5	Software	255	251	0	#fffb00	16775936	0,006 %
	TCS3200	255	255	20	#ffff14	16776980	
6	Software	250	167	88	#faa658	16426584	0,03 %
	TCS3200	250	187	94	#fabc5e	16432222	
7	Software	207	95	99	#cf5f63	13590371	9,68%
	TCS3200	227	117	113	#e37571	14906737	
8	Software	170	91	2	#aa5c02	11164674	10,58 %
	TCS3200	188	101	0	#bc6400	12346368	
			Rata - rata				7,95%

Berdasarkan Tabel 1, diketahui bahwa rata-rata *error* pengukuran yang dihasilkan adalah sebesar 7,95%. Beberapa faktor yang berkontribusi terhadap munculnya *error* tersebut antara lain adalah jarak antara sensor dengan sampel yang tidak selalu konstan, adanya gangguan cahaya sekitar yang dapat memengaruhi sensitivitas sensor, serta berbagai faktor teknis lainnya seperti kalibrasi sensor yang kurang optimal, fluktuasi tegangan, atau kondisi lingkungan pengujian yang tidak sepenuhnya stabil.

3.2. Pengujian Sensor Gas MQ135

Pada pengujian sensor gas MQ135, pengujian dilakukan dengan menggunakan cairan amonia sebagai sumber gas. Cairan amonia diletakkan dalam wadah tertutup agar gas yang dihasilkan dapat terakumulasi dan terdeteksi oleh sensor. Volume cairan amonia yang digunakan divariasikan untuk menghasilkan konsentrasi gas amonia yang berbeda. Hasil pengujian menunjukkan bahwa semakin banyak cairan amonia yang digunakan, maka nilai ppm yang terdeteksi oleh sensor juga semakin besar.

Pada sistem ini, sinyal analog dari sensor MQ135 dibaca oleh mikrokontroler dan diubah menjadi nilai tegangan untuk menggambarkan kondisi gas di sekitarnya. Dari tegangan tersebut, sistem mengetahui perubahan resistansi sensor akibat paparan amonia dan membandingkannya dengan nilai referensi di udara bersih. Perbandingan ini menghasilkan rasio yang menunjukkan seberapa besar respon sensor terhadap gas. Rasio tersebut kemudian dikonversi menggunakan persamaan kalibrasi sehingga nilai konsentrasi amonia dalam ppm dapat ditentukan.



Gambar 3. Grafik Pengujian Sensor Gas

Keakuratan nilai ppm terlihat dari konsistensi respons sensor. Semakin tinggi kadar amonia yang digunakan saat kalibrasi, semakin besar nilai output yang dihasilkan, sehingga pola kenaikannya stabil. Sebagaimana terlihat pada Gambar 3, grafik menunjukkan hasil pengujian sensor gas MQ135 terhadap berbagai konsentrasi amonia (ppm). Terlihat bahwa terdapat hubungan linier positif antara konsentrasi amonia dan output sensor, ditunjukkan oleh persamaan regresi linier $y = 0{,}0032x + 0{,}484$ dengan nilai $R^2 = 0{,}9846$. Nilai R^2 yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model regresi sangat baik dalam menjelaskan hubungan antara konsentrasi amonia dan output sensor, yakni sekitar 98,46% variasi data dapat dijelaskan oleh model.

3.3. Pengujian Metode K-Nearest Neighbor

Metode K-Nearest Neighbor (KNN) digunakan untuk mengklasifikasikan status seseorang ke dalam kategori diabetes atau tidak diabetes berdasarkan hasil pengukuran dari sensor warna TCS3200 dan sensor gas MQ135, dengan input berupa nilai *Red*, *Green*, *Blue*, dan PPM. Nilai-nilai ini dibandingkan dengan dataset yang telah memiliki label kelas (diabetes/tidak diabetes). Sistem menghitung jarak *Euclidean* antara data uji dan seluruh data dalam dataset, lalu memilih tiga tetangga terdekat (k=3) dan menentukan klasifikasi berdasarkan mayoritas label dari ketiga tetangga tersebut. Jika mayoritas tetangga berlabel “diabetes”, data uji diklasifikasikan sebagai “positif”, jika tidak maka “negatif”.

Tabel 2. Hasil Pengujian Metode K-Nearest Neighbor

Data	R	G	B	PPM	Hasil Glukometer	Hasil Metode	Kesesuaian
1	101	194	226	0,35	Negatif	Negatif	TRUE
2	91	176	213	0,34	Negatif	Negatif	TRUE
3	92	197	218	0,32	Negatif	Negatif	TRUE
4	105	189	215	0,35	Negatif	Negatif	TRUE
5	101	198	215	0,33	Negatif	Negatif	TRUE
6	109	189	214	0,37	Negatif	Negatif	TRUE
7	92	203	217	0,32	Negatif	Negatif	TRUE
8	90	205	215	0,32	Negatif	Negatif	TRUE

Data	R	G	B	PPM	Hasil Glukometer	Hasil Metode	Kesesuaian
9	95	203	216	0,35	Negatif	Negatif	TRUE
10	101	192	217	0,38	Negatif	Negatif	TRUE
11	102	196	214	0,36	Negatif	Negatif	TRUE
12	128	182	200	0,38	Negatif	Negatif	TRUE
13	90	211	205	0,33	Negatif	Negatif	TRUE
14	122	205	209	0,34	Positif	Positif	TRUE
15	114	216	204	0,34	Positif	Negatif	*FALSE*
16	120	209	204	0,32	Positif	Positif	TRUE
17	118	215	198	0,35	Positif	Positif	TRUE
18	122	218	204	0,36	Positif	Positif	TRUE
19	120	219	204	0,37	Positif	Positif	TRUE
20	122	220	204	0,38	Positif	Positif	TRUE
21	111	220	200	0,36	Positif	Positif	TRUE
22	115	228	200	0,37	Positif	Positif	TRUE
23	115	222	196	0,36	Positif	Positif	TRUE
24	119	210	178	0,36	Positif	Positif	TRUE
25	125	210	185	0,35	Positif	Positif	TRUE
26	219	223	173	0,37	Positif	Positif	TRUE
27	135	215	170	0,38	Positif	Positif	TRUE
28	255	217	147	0,40	Positif	Positif	TRUE
29	253	243	90	0,40	Positif	Positif	TRUE
30	250	251	82	0,40	Positif	Positif	TRUE

Metode K-Nearest Neighbor (KNN) diterapkan menggunakan 50 data training dan 30 data sebagai data testing. Hasil pengujian menunjukkan bahwa dari 30 data test, hanya 1 data yang mengalami kesalahan klasifikasi. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar data test berhasil dikenali dan diklasifikasikan dengan benar berdasarkan kedekatannya terhadap data training.

Error pada metode KNN bergantung pada kedekatan jarak antar sampel. Kesalahan pada data no 15 dapat terjadi apabila nilai fitur RGB atau PPM berada dalam rentang yang mirip dengan sampel dari kelas lain. Ketika sampel berada di daerah daerah ambang klasifikasi, jarak ke tetangga dari dua kelas berbeda bisa sangat kecil sehingga KNN mengambil keputusan yang kurang tepat.

3.4. Pengujian Metode Regresi Linear

Pengujian metode Regresi Linier dilakukan untuk memprediksi kadar gula darah berdasarkan output dari dua sensor, yaitu sensor TCS3200 dan sensor MQ135. Input yang digunakan dalam metode ini meliputi nilai *Red*, *Green*, dan *Blue* dari sensor TCS3200 serta nilai konsentrasi amonia dalam satuan ppm dari sensor MQ135. Dataset yang diperoleh dari beberapa sampel kemudian diolah menggunakan Software untuk menghasilkan model matematis berupa persamaan regresi linier.

$$\mathrm{Y} = 444{,}892 - 0{,}012\mathrm{R} + 0{,}873\mathrm{G} - 2{,}468\mathrm{B} + 44{,}948\mathrm{Amonia} \quad (2)$$

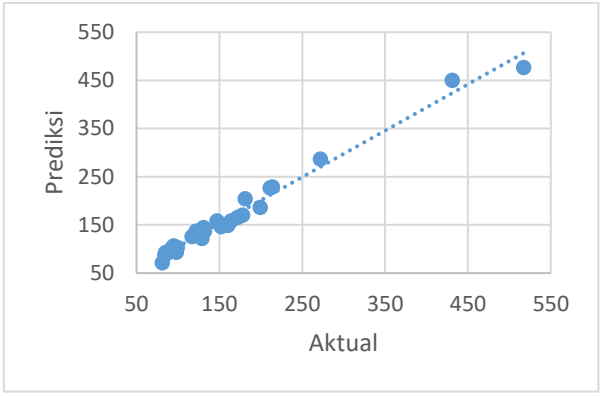
$$error = \frac{|kadar\ gula\ darah - perhitungan\ Y|}{perhitungan\ Y}\ x\ 100\% \quad (3)$$

Persamaan (2) digunakan untuk memperkirakan kadar gula darah. Setelah diperoleh nilai perkiraan tersebut, langkah selanjutnya adalah menghitung selisih antara kadar gula darah hasil pengukuran alat dengan nilai yang diperoleh melalui perhitungan menggunakan persamaan regresi linier. Besarnya kesalahan atau *error* antara kedua nilai tersebut dihitung menggunakan rumus yang tercantum pada Persamaan (3).

Tabel 3. Hasil Pengujian Metode Regresi Linear

Data	R	G	B	PPM	Kadar Gula Darah (mg/dL)	Hasil (mg/dL)	*Error* (%)
1	101	194	226	0,35	81	71,14	13,86
2	91	176	213	0,34	84	87,17	3,64
3	92	197	218	0,32	85	92,26	7,87
4	105	189	215	0,35	90	93,87	4,12
5	101	198	215	0,33	92	100,88	8,80
6	109	189	214	0,37	94	97,19	3,28
7	92	203	217	0,32	95	99,97	4,97
8	90	205	215	0,32	95	106,68	10,95
9	95	203	216	0,35	95	103,75	8,43
10	101	192	217	0,38	98	92,95	5,43
11	102	196	214	0,36	99	102,94	3,83
12	128	182	200	0,38	117	125,85	7,03
13	90	211	205	0,33	122	137,04	10,98
14	122	205	209	0,34	129	122,00	5,74
15	114	216	204	0,34	131	144,04	9,05
16	120	209	204	0,32	132	136,96	3,62
17	118	215	198	0,35	147	158,38	7,18
18	122	218	204	0,36	152	146,59	3,69
19	120	219	204	0,37	153	147,94	3,42
20	122	220	204	0,38	160	149,24	7,21
21	111	220	200	0,36	164	158,34	3,57
22	115	228	200	0,37	172	165,73	3,78
23	115	222	196	0,36	178	169,91	4,76
24	119	210	178	0,36	181	203,80	11,19
25	125	210	185	0,35	199	186,01	6,98
26	219	223	173	0,37	211	226,76	6,95
27	135	215	170	0,38	214	228,62	6,40
28	255	217	147	0,40	272	286,60	5,09
29	253	243	90	0,40	431	450,00	4,22
30	250	251	82	0,40	517	476,76	8,44
Presentase rata-rata *error*							**6,48 %**

Persamaan regresi yang dihasilkan digunakan untuk menghitung nilai perkiraan kadar gula darah. Nilai tersebut kemudian dibandingkan dengan hasil pengukuran aktual dari alat tes glukosa untuk mengetahui selisih dan *error*-nya. Dari data yang disajikan pada Tabel 3, diperoleh menunjukkan rata-rata *error* dari metode regresi linier pada pengujian ini adalah sebesar 6,48%.



Gambar 4. Grafik Regresi Linier Nilai Aktual dan Nilai Prediksi

Grafik regresi linier antara nilai aktual dan nilai prediksi menggambarkan sejauh mana model regresi linier mampu mempelajari pola hubungan antara variabel input dan output. Pada Gambar 4, sumbu X merepresentasikan nilai aktual, sementara sumbu Y menggambarkan nilai yang diprediksi oleh model.

3.5. Analisis

Penelitian non-invasif untuk analisis parameter urine telah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya. Mumtaz menggunakan kombinasi sensor warna TCS3200, sensor gas MQ-135 dan MQ-4 untuk mendeteksi perubahan warna reaksi urine dengan larutan Benedict dan kandungan gas amonia [16]. Data yang dihasilkan kemudian diklasifikasikan menggunakan metode K-Nearest Neighbors dengan 12 data uji dan 24 data latih (K = 3), dan penelitian tersebut menghasilkan akurasi sebesar 91,67%. Penelitian Kemalasari juga memanfaatkan sensor warna TCS3200 dan sensor gas MQ-135 untuk mendeteksi perubahan warna urine dan kadar amonia, kemudian mengolah data menggunakan metode Naïve Bayes untuk klasifikasi dan regresi linear untuk memprediksi kadar glukosa [9]. Dari 16 sampel, metode tersebut mencapai akurasi 93,75%.

Jika dibandingkan dengan kedua penelitian tersebut, akurasi metode KNN pada penelitian ini sebesar 96,67% menunjukkan kinerja model yang cukup baik dengan studi sebelumnya. Error regresi sebesar 6,48% menunjukkan bahwa tingkat penyimpangan model tidak terlalu besar. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan gabungan sensor warna dan sensor gas yang digunakan dapat menjadi salah satu opsi dalam pengembangan metode non-invasif berbasis analisis urine.

3.6. Tampilan Alat

Gambar 5 (a)memperlihatkan tampilan sistem dari sisi atas, yang mana terdapat tiga buah pushbutton yang masing-masing memiliki fungsi berbeda yaitu pushbutton pertama digunakan untuk membaca data dari sensor gas, pushbutton kedua untuk membaca data dari sensor warna, dan pushbutton ketiga untuk memproses data menggunakan metode K-Nearest Neighbor dan regresi linear lalu menampilkan hasilnya. Hasil dari pemrosesan ini kemudian ditampilkan pada sebuah LCD. Pada Gambar 5(b) ditampilkan bagian sisi kiri alat, yang dilengkapi dengan switch sebagai saklar daya alat, serta port pengisian daya baterai. Gambar 6 menunjukkan tampilan pada LCD dirancang untuk menunjukkan hasil secara jelas, dengan baris pertama menampilkan output klasifikasi dari metode K-Nearest Neighbor, dan baris kedua menampilkan hasil prediksi kadar glukosa berdasarkan metode regresi linear.

Gambar 5. Tampilan Sistem (a) tampak atas (b) tampak samping kiri

Gambar 6. Tampilan LCD

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengembangkan sebuah alat untuk memperkirakan kadar glukosa dalam urine secara non-invasif dengan memanfaatkan sensor warna dan sensor gas. Alat ini mengukur kadar gas amonia dalam urine menggunakan sensor MQ135 serta mendeteksi perubahan warna campuran urine dan larutan Benedict menggunakan sensor warna TCS3200. Sistem ini menerapkan metode K-Nearest Neighbor untuk proses klasifikasi dan mencapai akurasi sebesar 96,67% pada 50 data latih, dengan 1 kesalahan klasifikasi dari 30 data uji. Sementara itu, untuk memperkirakan nilai kadar gula darah digunakan metode regresi linier yang menghasilkan rata-rata error sebesar 6,48%.

Namun, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yaitu jumlah sampel yang digunakan masih terbatas sehingga belum dapat mewakili variasi biologis urine yang lebih luas. Pengukuran gas amonia juga dapat dipengaruhi oleh faktor lingkungan seperti suhu dan kelembaban, sehingga potensi error masih mungkin terjadi. Selain itu, analisis warna menggunakan larutan Benedict dapat dipengaruhi oleh konsistensi pencahayaan serta proses pencampuran sampel. Untuk pengembangan ke depannya, penelitian dapat diperluas dengan jumlah sampel yang lebih besar dan kondisi pengujian yang lebih bervariasi. Penggunaan sensor gas dengan sensitivitas lebih tinggi atau integrasi modul kompensasi suhu kelembaban juga dapat meningkatkan stabilitas pembacaan kadar amonia.

DAFTAR PUSTAKA

[1] E. Setiani, C. E. F. Tjomiadi and O. A. D. Manto, "Gambaran Kualitas Hidup Pasien Diabetes Mellitus Di Puskesmas Pekauman Banjarmasin," Jurnal Keperawatan Suaka Insan, vol. 9, no. 2, 2024.

[2] S. Alam, K. Hasan, S. Neaz, N. Hussain, F. Hossain and T. Rahman, "Diabetes Mellitus: Insights from Epidemiology, Biochemistry, Risk Factors, Diagnosis, Complications and Comprehensive Management," *diabetology*, vol. 2, pp. 36-50, 2021.

[3] P. Paisal, A. Y. Arifin and P. , "Komplikasi Kardiovaksuler dan Ginjal Pasien Diabetes Melitus di Rumah Sakit Rujukan," *Konferensi Nasional Ilmu Kesehatan*, vol. 2, no. 1, 2024

[4] H. Sun, P. Saeedi, S. Karuranga, M. Pinkepank, K. Ogurtsova, B. B. Duncan, C. Stein, A. Basit, J. Chan, J. C. Mbanya, M. E. Pavkov, A. Ramachandaran, S. WIld, S. James, W. H. Herman, P. Zhang, C. Bommer, S. Kuo, E. Boyko and D. J. Magliano, "IDF Diabetes Atlas: Global, regional and country-level diabetes prevalence estimates for 2021 and projections for 2045," *Diabetes Res Clin Pract*, 2022.

[5] D. Fitriani, R. Maulana and H. Fitriyah, "Sistem Klasifikasi Diabetes Melitus Berdasarkan Kondisi Urin, Gas Buang Pernapasan, Dan Tekanan Darah Menggunakan Metode Naive Bayes Berbasis Arduino," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer* , vol. 5, no. 6, pp. 2619-2628, 2021.

[6] D. Tonelli, I. Gualandi, E. Scavetta and F. Mariani, "Focus Review on Nanomaterial-Based Electrochemical Sensingof Glucose for Health Applications," *nanomaterials*, vol. 13, p. 1883, 2023.

[7] S. Laha, A. Rajput, S. S. Laha and R. Jadhav, "AConcise and Systematic Review on Non-Invasive Glucose Monitoring for Potential Diabetes Management," *biosensors*, vol. 12, p. 965, 2022.

[8] A. R. Ferao, P. Pestana, L. Borges, R. P.-d. Oliveira, A. P.-d. Oliveira and J. M.-d. Oliveira, "Quantification of Ions in Human Urine—A Review for Clinical Laboratories," *biomedicines*, vol. 12, p. 1848, 2024.

[9] K. M. A. Ifadah and B. N. Iman, "Pendeteksi Kadar Glukosa pada Urine dengan Metode Naive Bayes," *Jurnal Rekayasa Elektrika*, vol. 18, no. 4, pp. 208-215, 2022.

[10] S. I. Raza, S. A. Razaz, M. Kazmi, S. Khan and I. Hussain, "100 Years of Glucose Monitoring in Diabetes Management," *Scientific Research*, vol. 11, pp. 221-223, 2021.

[11] M. Bhogadia, M. Edgar, K. Hunwin, G. Page and M. Grootveld, "Detection and Quantification of Ammonia as the Ammonium Cation in Human Saliva by 1H NMR: A Promising Probe for Health Status Monitoring, with Special Reference to Cancer," *metabolites*, vol. 13, p. 792, 2023.

[12] S. Rafaqat, A. Sattar, A. Khalid and S. Rafaqat, "ROLE of Liver Parameters in Diabetes Mellitus - a Narrative Review," *Sciendo*, vol. 57, pp. 200-220, 2023.

[13] L. Napitupulu, "Gambaran Hasil Pemeriksaan Glukosa Urin Menggunakan Metode Benedict dan Carik Celup Pada Penderita Diabetus Mellitus," *The Indonesia Journal of Medical Laboratory*, vol. 2, p. 1, 2021.

[14] L. M. R. Dzikri, D. Andrianto and M. , "Detektor Urine Untuk Menentukan Kondisi Kesehatan Tubuh Berbasis IoT," *Jurnal Teknik Elektromedik Polbitrada*, vol. 3, no. 1, 2022.

[15] L. Fitriana, A. Waluyo and L. Sukmarini, "Efektivitas Monitoring Glukosa Darah Dengan Pengambilan Sampel di Telapak tangan Terhadap Penurunan Nyeri Akibat Tusukan Jarum Pada Pasien Diabetes Mellitus," *Journal of Telenusing*, vol. 5, no. 2, 2023.

[16] F. A. Mumtaz, R. Maulana and A. S. Budi, "Sistem Pendeteksi Penyakit Diabetes Melitus berdasarkan Kondisi Urin dan Gas Pernapasan menggunakan K-Nearest Neighbor berbasis Arduino," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 4, pp. 2628-2636, 2020.