

## Rancang Bangun Alat Ukur Kadar Gula Darah dan Kandungan Protein *Non-Invasive* pada Urine dengan Metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* berbasis Arduino

Muhammad Eko Lutfianto<sup>1</sup>, Rizal Maulana<sup>2</sup>, Mochammad Hannats Hanafi Ichsan<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya

Email: <sup>1</sup>ekolutfianto@student.ac.id, <sup>2</sup>rizal\_lana@ub.ac.id, <sup>3</sup>hanas.hanafi@ub.ac.id

### Abstrak

Secara konvensional pemeriksaan kadar gula dan kandungan protein dalam darah salah satunya menggunakan metode *invasive*. Metode tersebut melibatkan tindakan medis berupa suntikan atau tindakan yang berhubungan dengan jarum suntik. Akibatnya jika ada seseorang yang memiliki ketakutan berlebih dengan jarum suntik maka enggan untuk melakukan pemeriksaan. Berdasarkan hal ini, dibutuhkan sistem yang mampu melakukan klasifikasi kadar gula dan deteksi kandungan protein dengan metode *non-invasive*. Sistem ini memanfaatkan kondisi fisiologi urine dan reagen (*benedict* dan *biuret*) untuk diagnosis awal agar proses pemeriksaan menjadi lebih efektif dan efisien. Pada implementasinya sistem ini menggunakan dua sensor utama yaitu, sensor warna TCS230 dan sensor *infrared* yang berfungsi untuk mengekstrak fitur dari fisiologi urine berupa warna dan mendeteksi tabung reaksi. Penelitian ini menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* sebagai algoritme klasifikasinya dan Arduino Mega sebagai Mikrokontroler. Pengujian dilakukan dengan melatih sistem menggunakan 105 data sampel yang meliputi 70 data latih dan 15 data uji. Pengujian akurasi sistem dipengaruhi oleh nilai *K*, dilakukan dengan skenario nilai *K* = 3, *K* = 5, dan *K* = 7. Hasilnya akurasi sistem untuk masing-masing nilai *K* sebesar 88,57%, 85,71%, dan 82,85%. Selain akurasi diketahui rata-rata waktu komputasi sistem sebesar 0,734 detik.

**Kata kunci:** *metode invasive, metode non-invasive, fisiologi urine, warna urine, kadar gula, kandungan protein, reagen, arduino mega, knn*

### Abstract

Conventionally, examining sugar levels and protein content in the blood is one of them using *invasive* methods. The method involves medical procedures in the form of injections or procedures related to needles. As a result, if someone has an excessive fear of needles, they are reluctant to carry out an examination. Based on this, we need a system capable of classifying sugar and detecting protein content with *non-invasive* methods. This system utilizes the physiological conditions of urine and reagents (*Benedict* and *Biuret*) for initial diagnosis to make the examination process more effective and efficient. In its implementation, this system uses two main sensors, the TCS230 color sensor and an *infrared* sensor which extract features from urine physiology in the form of color and detect test tubes. This study uses the *K-nearest neighbor* method as the classification algorithm and Arduino Mega as a microcontroller. Testing is done by training the system using 105 sample data which includes 70 training data and 15 test data. Testing system accuracy is influenced by the value of *K*, carried out with scenarios of *K* = 3, *K* = 5, and *K* = 7. The results are system accuracy for each *K* value of 88.57, 85.71%, and 82.85%. In addition to accuracy, it is known that the average system computing time is 0.734 seconds.

**Keywords:** *invasive method, non-invasive method, urine physiology, urine color, sugar content, protein content, reagents, arduino mega, knn*

### 1. PENDAHULUAN

Urine merupakan salah satu cairan sisa dari tubuh manusia yang dikeluarkan melalui proses

ekskresi. Proses ini dilakukan oleh sistem pencernaan tubuh manusia untuk membuang zat sisa metabolisme. Dalam sehari orang dewasa yang sehat dapat mengeluarkan urine sebanyak

400-2000mL. Urine dapat dimanfaatkan untuk menarik diagnosa awal kesehatan dengan mengamati kondisi fisiologi urine (Adrian, 2019).

“(Ahada & Subur, 2019) menuturkan seseorang sanggup mengumpulkan sampel urine secara mandiri untuk pemeriksaan non-invasif. Pengambilan cairan dalam tubuh seperti urine, keringat, air liur, dan air mata dibutuhkan pada pemeriksaan non-invasif, biasanya disebut teknik *biofluids*. Namun pengambilan sampel darah dengan teknik jarum suntik untuk mengukur kadar protein dan glukosa darah disebut dengan pemeriksaan invasif. Terdapat beberapa metode yang umum digunakan dalam deteksi dan *monitoring* kadar gula dan protein, (Etika M & Yosia, 2021) menguraikan 5 jenis pemeriksaan glukosa darah, di antaranya pemeriksaan toleransi glukosa oral (*Oral Glucose Tolerance*), glikohemoglobin, *Postprandial Blood Glucose*, gula darah puasa, dan gula darah sewaktu (GDS). (Indogen, 2021) menguraikan 6 jenis pemeriksaan kandungan protein, di antaranya pemeriksaan metode biuret (*Biuret Method*), *Kjeldahl Method*, *Folin Phenol Method*, *BCA Method*, *Bradford Method*, dan *UV-Absorption Method*.”

“(Arsyad, 2012) menuturkan pemeriksaan mikroskopis, makroskopis, dan kimia pada sampel urine disebut Teknik urinalisis. Studi urinalisis makroskopis otomatis oleh (Febryansah dkk., 2020), (Yudhistira dkk., 2021), dan (Amani dkk., 2014) dengan mudah dapat dilakukan menggunakan bantuan sensor TCS3200 karena dapat mengekstrak fitur warna pada urine. Peneliti (Maulana dkk., 2020) dan (Amani dkk., 2014) mengusulkan penggunaan sensor TCS3200 yang telah terbukti mampu mengenali warna dan menangkap nilai RGB dengan baik. (Technology, 2019) menuturkan nilai warna RGB dapat dibaca oleh sensor karena pantulan gelombang cahaya yang dipantulkan oleh objek berwarna.”

“Saat mengolah data untuk mengklasifikasikan fisiologi urine, diperlukan suatu algoritma yang dapat mengklasifikasikan urine menjadi beberapa kelas dengan menggunakan metode KNN. (Kusrini & Luthfi, 2009) menuturkan KNN bekerja dengan menghitung *range* antara objek lama dengan objek baru berdasarkan kedekatan dan berdasarkan pencocokan bobot untuk sekumpulan fitur yang ada. (Sam, 2019) menuturkan KNN memiliki kemampuan memproses dengan tingkat kalkulasi sederhana

terhadap data yang cukup banyak, sehingga klasifikasi yang dilakukan menjadi terperinci dengan pencarian *neighbor* terdekat pada setiap kelas dan waktu komputasi menjadi relatif cepat.”

“Studi dan penelitian pemeriksaan urine dengan teknik urinalisis makroskopis secara otomatis banyak yang sudah terwujud, salah satunya oleh (Amani dkk., 2014) dan (Febryansah dkk., 2020). Oleh Amani, penelitian menghasilkan akurasi dan waktu komputasi sebesar 95,65% dan 0,69 detik menggunakan metode *naïve bayes* dengan parameter urine dan kadar amonia, penggunaan sensor TCS3200 dan MQ-135 sebagai ekstraksi fitur warna dan kandungan gas. Oleh Febryansah, penelitian menghasilkan akurasi sebesar 93% dengan parameter kandungan pH dan warna urine, penggunaan sensor TCS3200 dan sensor pH SKUSEN0161 sebagai ekstraksi fitur warna dan kandungan pH.”

“Berdasar pada masalah di atas, diperlukan suatu sistem yang secara otomatis mampu mengklasifikasikan kadar glukosa darah dan protein dalam urine. Penggunaan sensor TCS230 sebagai pendeteksi warna, Mikrokontroler Arduino mega sebagai unit pengolah data, sensor IR *obstacle* dan water pump sebagai otomatisasi pengisian objek dengan reagen, serta algoritme KNN diterapkan pada sistem ini.”

## 2. DASAR TEORI

### 2.1 Kadar Gula Darah

“(Marianti, 2020) menuturkan penyakit hiperglikemia didapati tingginya kadar gula >200 mg/dL. Sering lelah, haus, buang air kecil dan nafsu makan tinggi adalah gejala yang dialami. Penyakit hipoglikemia memiliki kadar gula yang rendah <70 mg/dL. Berbicara melantur, otot berkedut, kejang, susah berkonsentrasi dan tidak mampu berdiri atau berjalan adalah gejala yang dialami.”

### 2.2 Kandungan Protein Urine

“(Goentoro, 2022) menuturkan jumlah albumin tidak normal yang terkandung dalam urine disebut penyakit Albuminuria. Urinasi lebih sering (*overactive bladder*), pembengkakan area pergelangan kaki, perut, atau wajah, terdapat buih berlebih, serta mual dan muntah adalah beberapa gejala yang dialami oleh penderitanya.”

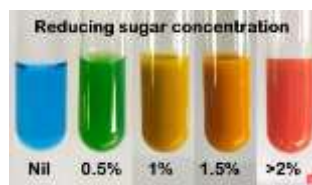
### 2.3 Metode Urinalisis

“(Rosida & Pratiwi, 2019) menuturkan bahwa prosedur pemeriksaan urine yang mencakup teknik mikroskopis, makroskopis, dan kimia disebut metode urinalisis. Karena murah, relatif mudah, dan non-invasif metode ini banyak digunakan oleh dunia kesehatan.”

1. Teknik mikroskopis dilakukan pemeriksaan sedimen pada urine untuk menilai unsur anorganik dan organik.
2. Teknik makroskopis dilakukan pemeriksaan terhadap warna, kejernihan, dan volume pada urine.
3. Kimia urine dilakukan pemeriksaan terhadap urobilinogen, bilirubin, pH, berat jenis, nitrit, dll.

### 2.4 Uji Benedict dan Biuret Pada Urine

“Tes kimia untuk mengetahui kadar gula pereduksi pada urine disebut tes *benedict*. (Cahyany & Sodik, 2018) menuturkan bahwa kadar glukosa darah pada urine dapat diketahui dengan tes *benedict*. Penyebab utama diabetes adalah glukosa. (Aziz, 2016) menguraikan kadar glukosa darah dalam tubuh dapat diketahui dengan pengujian kadar gula urine secara tidak langsung dengan batas normal sebesar 180 mg/dL.”



Gambar 1 Interpretasi Hasil Tes Benedict

“Menurut (Atmojo, 2022), Warna yang dihasilkan dari proses pencampuran gula pereduksi dengan benedict bervariasi mulai dari hijau hingga merah bata, hal tersebut dipengaruhi oleh jenis dan jumlah gula yang terkandung dalam urine.”

“Tes kimia untuk mengetahui keberadaan ikatan peptida disebut tes biuret. (Goentoro, 2022), menuturkan bahwa ginjal bocor atau penyakit Albuminuria dipengaruhi oleh jumlah albumin yang tidak normal terkandung dalam urine.”



Gambar 2 Interpretasi Hasil Tes Biuret

Dalam jurnalnya“(Purnama, 2019) menuturkan reaksi positif ditunjukkan dengan terbentuknya warna ungu pada tabung reaksi berisi urine. Hal ini menandakan dengan tingginya konsentrasi protein, sehingga warna akan semakin cerah. Berlaku pada konsentrasi selanjutnya, ketika konsentrasi rendah maka warna akan cenderung bening.

### 2.5 K-Nearest Neighbor

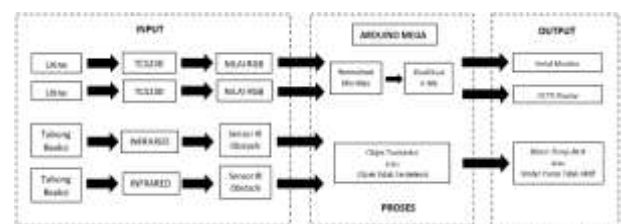
Salah satu *supervised learning algorithm* adalah KNN dengan cara kerja hasilsampel baru diklasifikasikan menurut sebagian besar kategori K atau tetangga terdekat. Atribut dan sampel data latih dijadikan landasan untuk tujuan akhir mengklasifikasikan objek yang baru (Ismail, 2018). Perhitungan nilai jarak yang paling umum digunakan adalah *Euclidean Distance* dengan rumus pada Persamaan (1)

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2} \tag{1}$$

## 3. PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI

Gambaran umum sistem, proses perancangan *hardware*, perancangan *software*, dan implementasi keseluruhan sistem ditunjukkan pada Gambar 4, Gambar 5, Gambar 6, dan Gambar 7.

### 3.1 Gambaran Umum Sistem

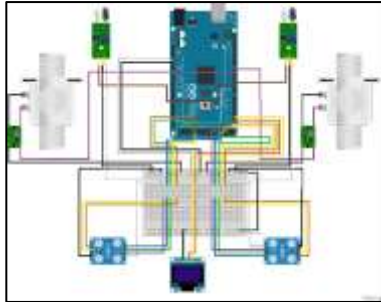


Gambar 3 Blok Diagram Utama Sistem

“Pada Gambar 3, dapat diketahui sistem terdiri dari 3 bagian utama. Dijelaskan bahwa Arduino Mega berperan sebagai pemroses utama pada sistem yang menerima *input* dari sensor TCS230 dan IR *obstacle*. *Input* sensor TCS230 diproses menggunakan metode Normalisasi Min-Max menggunakan algoritme KNN dengan *output* ditampilkan pada serial monitor dan OLED *display*. *Input* sensor IR *obstacle* di proses dengan seleksi kondisi dengan *output* *water pump* aktif bila sensor mendeteksi objek dan sebaliknya.”

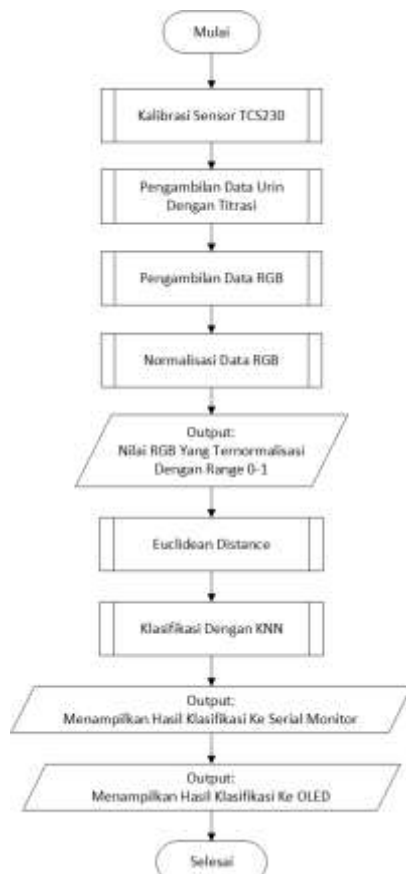
### 3.2 Perancangan Perangkat Keras

“Skema sistem pada Gambar 4 terbagi menjadi 2 bagian inti, yaitu *breadboard* sebagai tempat tersambungnya keseluruhan komponen (*hardware*) yang diperlukan sistem dan Arduino Mega sebagai unit pemroses data. Kedua bagian inti dan keseluruhan komponen saling terhubung dengan bantuan kabel *jumper*.”



Gambar 4 Skematis Sistem

### 3.3 erancangan Perangkat Lunak



Gambar 5 Flowchart Utama Sistem

“Berdasarkan *flowchart* pada Gambar 5, Sub-proses yang pertama diawali dengan kalibrasi sensor TCS230 agar nilai RGB dari suatu objek yang dideteksi menghasilkan pembacaan yang baik dan benar. Yang kedua mengambil data urine lewat proses titrasi dengan bantuan sensor IR *obstacle* sebagai pendeteksi

objek dan water pump untuk mengisi objek dengan reagen secara otomatis. Yang ketiga, sebagai bahan utama untuk proses klasifikasi dilakukan pengambilan data RGB dengan sensor TCS230. Yang keempat, agar akurasi dari proses klasifikasi KNN lebih baik dan memudahkan proses kalkulasi Euclidean *Distance* dibutuhkan normalisasi terhadap data RGB. Yang kelima, kalkulasi Euclidean *Distance* dan proses *sorting* dilakukan bertujuan untuk mencari nilai *range* terdekat dari perbandingan jarak data uji dengan data latih dan mengurutkan hasilnya dari terkecil hingga terbesar. Terakhir, sub-proses klasifikasi dengan KNN yang bertujuan untuk melakukan klasifikasi sesuai dengan kelas yang ada dan *output* ditampilkan pada serial monitor dan OLED *display*.”

### 3.4 Implementasi Keseluruhan Sistem



Gambar 6 Tampilan Sistem Bagian Depan (kiri) dan Belakang (kanan)

Berdasarkan Gambar 7, semua komponen disusun berdasarkan skema sistem yang telah dibuat. Komponen tersebut terletak pada bagian depan, belakang, dan dalam *box*. Bagian depan terdapat OLED *display*. Bagian belakang terdapat sensor IR *obstacle*, selang reagen, dan catu daya sistem. Bagian dalam terdapat Arduino Mega, sensor TCS230, UBEC, dan *Breadboard*.



Gambar 7 Tampilan Sistem Bagian Dalam

## 4. PENGUJIAN DAN ANALISIS

### 4.1 Pengujian Sensor TCS230

“Saat proses ekstraksi fitur nilai RGB dibutuhkan komponen utama sistem yaitu

TCS230, sehingga diperlukan pengujian dengan melakukan perbandingan dari hasil pengukuran menggunakan *eyedropper Paint 3D* dengan hasil tangkapan langsung dari sensor TCS230.”

Tabel 1 Hasil Deteksi Warna Sensor TCS230

Pengujian	TCS230			HEX
	R	G	B	
1	52	145	158	34919E
2	136	175	143	88AF8F
3	204	182	118	CCB676
4	195	166	128	C3A680
5	183	123	110	B77B6E
6	152	143	156	988F9C
7	160	175	184	A0AFB8
8	66	147	163	4293A3
9	201	175	118	C9AF76
10	183	121	110	B7796E

Tabel 2 Hasil Deteksi Eyedropper Paint 3D

Pengujian	TCS230			HEX
	R	G	B	
1	54	155	169	369BA9
2	135	164	145	87A491
3	198	159	114	C69F72
4	195	147	87	C39357
5	180	105	90	B4695A
6	171	168	211	987CA1
7	161	172	194	A1ACC2
8	68	152	169	4498A9
9	200	168	139	C8A88B
10	183	111	98	B76F62

Berdasarkan pengujian pada Tabel 1 dan Tabel 2 untuk mencari persentase *error* adalah dengan menggunakan nilai *hex* yang didapatkan dari deteksi TCS230 maupun *eyedropper* pada masing-masing sampel kemudian ke bentuk desimal. Persentase *error* dapat ditemukan dengan menggunakan teknik *forecasting* MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) yang dapat dilihat pada persamaan (2)

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{Ai-Fi}{Ai} \right| \times 100\%}{n} \quad (2)$$

Tabel 3 Perbandingan Sensor TCS230 dengan Eyedropper

Pengujian	Selisih		Error
	HEX	DEC	
1	20A0B	133643	3,87%
2	10AFE	68350	0,76%
3	61704	399108	2,97%
4	1329	4905	0,03%
5	31214	201236	1,67%
6	12FB	4859	0,04%
7	FD0A	64778	0,61%
8	20506	132358	2,94%
9	106EB	67307	0,50%
10	A0C	2572	0,02%

MAPE	1,34%
------	-------

Pada Tabel 3 adalah hasil perhitungan nilai persentase *error* dari masing-masing sampel urine. Hasil pengujian sensor ini memiliki nilai MAPE sebesar 1,34%, dengan begitu dapat dikatakan bahwa sensor mampu melakukan ekstraksi fitur warna RGB.

### 4.2 Pengujian Sensor IR Obstacle

“Dilakukan pengujian berupa pengukuran seberapa besar jarak minimum-maksimum dan akurasi sensor untuk dapat mendeteksi objek yang berada di depan sensor. Akurasi dapat ditemukan dengan persamaan (3)”

$$Akurasi = \frac{(Jumlah\ data - error)}{Jumlah\ data} \times 100\% \quad (3)$$

Tabel 4 Pengujian Hasil Akurasi Sensor IR Obstacle

Pengujian	Lokasi Sensor	Jangkauan (cm)	Terdeteksi	
			Ya	Tidak
1	IR bagian kiri	0.1	✓	
2	IR bagian kiri	0.1	✓	
3	IR bagian kiri	1	✓	
4	IR bagian kiri	1	✓	
5	IR bagian kiri	2	✓	
6	IR bagian kiri	2	✓	
7	IR bagian kiri	3	✓	
8	IR bagian kiri	3	✓	
9	IR bagian kiri	4		✓
10	IR bagian kiri	4		✓
11	IR bagian kanan	0.1	✓	
12	IR bagian kanan	0.1	✓	
13	IR bagian kanan	1	✓	
14	IR bagian kanan	1	✓	
15	IR bagian kanan	2	✓	
16	IR bagian kanan	2	✓	
17	IR bagian kanan	3	✓	
18	IR bagian kanan	3	✓	
19	IR bagian kanan	4		✓
20	IR bagian kanan	4		✓
Jumlah Akurasi			16	4
			80%	

Berdasarkan pada Tabel 4, didapatkan akurasi sebesar 80% dengan jarak minimum pembacaan 0,1 cm dan maksimum 3 cm.

### 4.3 Pengujian Water Pump

“Pengujian dengan mengisi objek jika terdeteksi oleh sensor IR *obstacle* oleh *water pump*. Dalam hal ini dilakukan pengujian seberapa besar *water pump* mengisi objek dengan volume reagen sebesar ±2,5 mL.”

Tabel 5 Uji Akurasi Water Pump

Peng ujian	Lokasi Sensor	Bahan	Volume Dituangkan (mL)	Volume Diperlukan (mL)
1."	Left	[Benedict.	2,20	2,50
2."	Left	[Benedict.	2,40	2,50
3."	Left	[Benedict.	2,50	2,50
"4."	Left	[Benedict.	2,50	2,50
"5."	Left	[Benedict.	2,10	2,50
"6."	Left	[Benedict.	2,30	2,50
"7."	Left	[Benedict.	2,50	2,50
"8."	Left	[Benedict.	2,40	2,50
"9."	Left	[Benedict.	2,50	2,50
"10."	Left	[Benedict.	2,30	2,50
"11."	Right	[Biuret.	2,20	2,50
"12."	Right	[Biuret.	2,40	2,50
"13."	Right	[Biuret.	2,50	2,50
"14."	Right	[Biuret.	2,50	2,50
"15."	Right	[Biuret.	2,10	2,50
"16."	Right	[Biuret.	2,30	2,50
"17."	Right	[Biuret.	2,50	2,50
"18."	Right	[Biuret.	2,40	2,50
"19."	Right	[Biuret.	2,50	2,50
"20."	Right	[Biuret.	2,30	2,50
MAPE water pump			5,20%	
Akurasi water pump			94,80%	

Berdasarkan pada Tabel 5, dengan menggunakan persamaan

(2) dan (3) *water pump* memiliki tingkat akurasi sebesar 94,80% dan nilai MAPE sebesar 5,20%.

#### 4.4 Pengujian K-Nearest Neighbor

Pengujian dilakukan dengan melibatkan *dataset* sebanyak 105 data dengan skala perbandingan data latih terhadap data uji 2:1. Perbandingan tersebut menghasilkan data latih sebanyak 70 sampel dengan 10 sampel pada setiap kelas dan data uji sebanyak 35 sampel dengan 5 sampel pada setiap kelas.

Tabel 6 Hasil Pengujian Akurasi KNN

Peng ujian	Kelas	Hasil Klasifikasi Tiap K		
		K = 3	K = 5	K = 7
[1]	Negatif glukosa	Negatif glukosa	Negatif glukosa	Negatif glukosa
[2]	Negatif glukosa	Negatif glukosa	Negatif glukosa	Negatif glukosa
[3]	Negatif glukosa	Negatif glukosa	Negatif glukosa	Negatif glukosa
[4]	Negatif glukosa	Negatif glukosa	Negatif glukosa	Negatif glukosa
[5]	Negatif glukosa	Negatif glukosa	Negatif glukosa	Negatif glukosa
[6]	Positif 1	Positif 1	Positif 1	Positif 1
[7]	Positif 1	Positif 1	Positif 1	Positif 1
[8]	Positif 1	Positif 1	Positif 1	Positif 1
[9]	Positif 1	Positif 1	Positif 1	Positif 1
[10]	Positif 1	Positif 1	Positif 1	Positif 1
[11]	Positif 2	Positif 2	Positif 2	Positif 2

[12]	Positif 2	Positif 3	Positif 3	Positif 3
[13]	Positif 2	Positif 2	Positif 2	Positif 2
[14]	Positif 2	Positif 3	Positif 3	Positif 3
[15]	Positif 2	Positif 2	Positif 2	Positif 2
[16]	Positif 3	Positif 3	Positif 3	Positif 3
[17]	Positif 3	Positif 2	Positif 2	Positif 2
[18]	Positif 3	Positif 3	Positif 3	Positif 3
[19]	Positif 3	Positif 3	Positif 3	Positif 3
20"	Positif 3	Positif 3	Positif 3	Positif 3
21"	Positif 4	Positif 4	Positif 4	Positif 4
22"	Positif 4	Positif 4	Positif 4	Positif 4
23"	Positif 4	Positif 4	Positif 4	Positif 4
24"	Positif 4	Positif 4	Positif 4	Positif 4
25"	Positif 4	Positif 4	Positif 4	Positif 4
26"	Positif protein	Positif protein	Positif protein	Positif protein
27"	Positif protein	Positif protein	Positif protein	Negatif protein
28"	Positif protein	Negatif protein	Negatif protein	Negatif protein
29"	Positif protein	Positif protein	Positif protein	Positif protein
30"	Positif protein	Positif protein	Positif protein	Positif protein
31"	Negatif protein	Negatif protein	Positif Protein	Positif Protein
32"	Negatif protein	Negatif protein	Negatif protein	Negatif protein
33"	Negatif protein	Negatif protein	Negatif protein	Negatif protein
34"	Negatif protein	Negatif protein	Negatif protein	Negatif protein
35"	Negatif protein	Negatif protein	Negatif protein	Negatif protein
MAPE		11,43%	14,29%	17,15%
Akurasi		88,57%	85,71%	82,85%

Berdasarkan pada Tabel 6, telah dilakukan 35 kali percobaan dan ditemukan ketidaksesuaian data sebesar 3 kali pada K = 3, 4 kali pada K = 5, dan 5 kali pada K = 7. Sehingga dengan persamaan (2) dan (3) didapatkan nilai MAPE K = 3 sebesar 11,43% dengan akurasi sebesar 88,57%, nilai MAPE K = 5 sebesar 14,29% dengan akurasi sebesar 85,71%, dan nilai MAPE K = 7 sebesar 17,15% dengan akurasi sebesar 82,85%.

#### 4.5 Pengujian Waktu Komputasi

“Untuk mengukur performa sistem dalam melakukan klasifikasi pada setiap data memerlukan pengujian waktu komputasi. Dalam hal ini dilakukan pengujian sebanyak 10 kali pada masing-masing nilai K. Waktu komputasi dihitung pada saat sistem telah mendapatkan warna RGB hingga proses klasifikasi KNN selesai. Diuraikan Tabel 7, Tabel 8, dan Tabel 9 menunjukkan pengujian 10 kali untuk mendapatkan rata-rata waktu komputasi terhadap K bernilai 3, 5, dan 7. Didapatkan rata-rata waktu komputasi terhadap masing-masing

nilai K sebesar 0,727 detik, 0,734 detik, dan 0,737 detik.”

Tabel 7 Computational Time Test Results K = 3

Test ke-	Waktu Komputasi (ms)
1	728
2	727
3	729
4	728
5	728
6	727
7	727
8	728
9	727
10	728
Rata-rata	727,2 ms

Tabel 8 Computational Time Test Results K = 5

Test ke-	Waktu Komputasi (ms)
[1]	732
[2]	733
[3]	733
[4]	734
[5]	735
[6]	734
[7]	735
[8]	734
[9]	735
[10]	734
Rata-rata	734 ms

Tabel 9 Computational Time Test Results K = 7

Test ke-	Waktu Komputasi (ms)
1	736
2	738
3	737
4	737
5	738
6	736
7	738
8	737
9	738
10	737
Rata-rata	737,2 ms

5. KESIMPULAN

“Pengujian sebanyak 10 kali untuk mengetahui kinerja kedua sensor TCS230 dalam membaca nilai RGB yang dibandingkan dengan *eyedropper paint 3D* menghasilkan nilai akurasi sebesar 98,66%. Dari pengujian tersebut selisih *hexadecimal* dari pembacaan sensor TCS230 dan *eyedropper* relatif sedikit. Kesimpulannya sensor terbukti mampu melakukan pembacaan warna RGB. Pengujian

sebanyak 20 kali untuk mengetahui kinerja kedua sensor IR *obstacle* dalam membaca jarak minimum-maksimum terhadap suatu objek menghasilkan nilai akurasi sebesar 80%. Berdasarkan pengujian tersebut, jarak pembacaan minimum sebesar 0,1 cm dan maksimum sebesar 3 cm. Kesimpulannya sensor terbukti mampu melakukan pendeteksian suatu objek.”

“Pengujian sebanyak 20 kali untuk mengetahui kinerja pengisian objek dengan reagen oleh kedua *water pump* dengan volume sebesar 2,5 mL menghasilkan nilai akurasi sebesar 94,80%. Dari pengujian tersebut, kedua *water pump* mampu mengisi objek dengan volume sebanyak  $\pm 2,2\text{mL} - 2,5\text{mL}$ . Kesimpulannya adalah *water pump* terbukti mampu mengisi objek menggunakan reagen secara otomatis sesuai dengan volume yang dibutuhkan.”

“Pada pengujian *K-Neighbor* dengan nilai masing-masing sebesar 3, 5, dan 7 menghasilkan akurasi masing-masing sebesar 88,57%, 85,71%, dan 82,85%. Hasil akurasi dari pengujian tersebut didapatkan setelah melatih sistem dengan total sampel data sebanyak 105 data, dengan 70 di antaranya sebagai data latih dan 35 di antaranya sebagai data uji. Parameter nilai RGB berhasil dibuktikan mampu untuk dijadikan acuan dalam melakukan klasifikasi. Kecepatan olah data sebesar 734 mili detik (0,734 detik) untuk setiap data yang masuk membuktikan bahwa sistem mampu melakukan proses komputasi dengan baik.”

6. DAFTAR PUSTAKA

Adrian, K. (2019, Desember 16). *Arti di Balik Warna Urine Anda*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.

Ahada, L., & Subur, J. (2019). Alat Ukur Kadar Gula Darah Non- Invasive Dalam Urin Menggunakan TCS3200 Metode Artificial Neural Network. *Seminar Nasional Fortei 7-2*, 69–72.

Amani, R. Z., Maulana, R., & Syauqy, D. (2014). Sistem Pendeteksi Dehidrasi Berdasarkan Warna dan Kadar Amonia pada Urin Berbasis Sensor. *JPTTIK UB*, 1(5), 436–444.

Arsyad, M. (2012). Pengaruh Volume Urin Terhadap Pemeriksaan Sedimen Urin

- Pada Pasien Infeksi Saluran Kemih ( ISK ) Program Konsentrasi Teknologi Laboratorium Kesehatan Fakultas Farmasi. *Jurnal Dampak*, 3(1), 19–26.
- Atmojo, A. T. (2022). *Reagen Benedict - Indonesian Medical Laboratory*.
- Aziz, H. A. (2016). *Kabupaten Ciamis Tahun 2016 Program Studi D3 Analisis Kesehatan Sekolah Tinggi Ilmu Kesehatan Muhammadiyah [STIKES MUHAMMADIYAH CIAMIS]*.
- Cahyany, R. P., & Sodik, M. A. (2018). Pengukuran Kadar Glukosa Urin Dengan Uji Benedict. *Stikes Surya Mitra Husada Kediri*, 1(1), 1–5.
- Etika M, N. M., & Yosia, dr. M. (2021, Juli 30). *5 Jenis Cek Gula Darah dan Cara Membaca Hasil Tes | Hello Sehat*. hellosehat.
- Febryansah, M. I., Yudhana, A., & Ma'arif, A. (2020). Urinoir Analyzer Pintar Pendeteksi Kelainan Pada Fungsi Ginjal Dengan Analisis Kadar Ph Dan Warna Pada Urin. *Mobile and Forensics*, 2(1), 32–40. <https://doi.org/10.12928/mf.v2i1.2032>
- Goentoro, dr. P. L. (2022, Oktober 6). *Albuminuria (Ginjal Bocor): Obat, Gejala, dll. | Hello Sehat*.
- Indogen. (2021). *6 Metode Deteksi Protein Yang Paling Umum Digunakan*. INDOGEN.
- Ismail, A. M. (2018). *Cara Kerja Algoritma k-Nearest Neighbor (k-NN) | by Asep Maulana Ismail | Bee Solution Partners | Medium*. [www.medium.com](http://www.medium.com).
- Kusrini, & Luthfi, E. T. (2009). *Algoritma Data Mining - Kusrini, Emha taufiq luthfi, Universitas Amikom - Google Buku* (T. A. Prabawati (ed.); 1 ed.). Penerbit ANDI.
- Marianti, D. (2020). *Arti Tinggi dan Rendahnya Kadar Gula Darah*. alodokter.com.
- Maulana, R., Kurniawan, D., & Ichsan, M. H. H. (2020). Smart Devices for Self-Diagnosing of Lung Condition Based on Body Temperature and Fingernail Color. *2020 2nd World Symposium on Artificial Intelligence, WSAI 2020*, 113–117. <https://doi.org/10.1109/WSAI49636.2020.9143283>
- Purnama, R. C. (2019). Perbandingan Kadar Protein Susu Cair Uht Full Cream Pada Penyimpanan Suhu Kamar Dan Suhu Lemari Pendingin Dengan Variasi Lama Penyimpanan Dengan Metode Kjeldhal. *JURNAL ANALIS FARMASI Volume*, 4(2), 50–58.
- Rosida, dr. A., & Pratiwi, D. D. I. N. (2019). *Pemeriksaan Laboratorium Sistem Uropoetik PK Unlam* (W. Wicaksono (ed.); Cetakan Pe). Sari Mulia Indah.
- Sam, E. (2019). *Introduction to kNN algorithm by experiment on Khmer Handwriting classification using Java 8 | by Engleang Sam | Towards Data Science*. Towards Data Science.
- Technology, W. (2019). *RGB Color Detector Using TCS3200 Sensor Module*.
- Yudhistira, A. B., Maulana, R., & Syauqy, D. (2021). *Implementasi Deteksi Dini dan Klasifikasi Jenis Urine dengan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) pada Pasien Operasi*. 5(9), 4026–4032.