



## Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat dengan Citra Warna Berdasarkan Warna Kulit Buah

Kevin Aryasatya Bagaskara<sup>1</sup>, Erni Seniwati<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Informatika Universitas Amikom Yogyakarta, Ringroad Utara, Sleman 55283 Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Sistem Informasi Universitas Amikom Yogyakarta, Ringroad Utara, Sleman 55283 Indonesia

### Info Artikel

#### Kata Kunci:

Tomat  
RGB  
HSI  
Algoritme KNN

#### Keywords:

Tomato  
RGB  
HIS  
KNN algorithm

### ABSTRAK

Pengolahan citra memiliki peran penting dalam berbagai bidang, terutama yang berkaitan dengan transformasi warna. Penelitian ini menjelaskan penggunaan metode transformasi warna HSI untuk mendeteksi tingkat kematangan buah tomat. Buah tomat yang digunakan dalam penelitian ini dibagi menjadi tiga kategori kematangan: matang, setengah matang, dan mentah. Untuk meningkatkan akurasi, algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan berdasarkan warna kulit tomat. Nilai K yang digunakan dalam algoritma ini adalah 3, 5, dan 7, dan nilai-nilai ini digunakan untuk menguji pencarian jarak dengan Euclidean Distance. Hasil uji coba penelitian ini menunjukkan tingkat akurasi sebesar 93%.

### ABSTRACT

*Image processing plays a crucial role in various fields, particularly in relation to color transformation. This study describes the use of the HSI color transformation method to detect the ripeness of tomatoes. The tomatoes used in the study are classified into three ripeness categories: ripe, semi-ripe, and unripe. To enhance accuracy, the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm is employed to classify the ripeness levels based on the tomato skin color. The values of K used in the algorithm are 3, 5, and 7, and these values are utilized to test distance calculation using the Euclidean Distance. The experimental results of the study achieved an accuracy rate of 93%.*

*This is an open access article under the [CC BY](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.*



### Corresponding Author:

Kevin Aryasatya Bagaskara  
Email: [kevin.bagaskara@students.amikom.ac.id](mailto:kevin.bagaskara@students.amikom.ac.id)

## 1. PENDAHULUAN

Tomat memiliki berbagai jenis yang beragam, dan warna tomat dapat berbeda tergantung pada jenisnya. Tomat dapat dikonsumsi dalam keadaan mentah atau dimasak, serta sering digunakan dalam masakan sebagai bumbu tambahan atau disajikan dalam bentuk salad. Buah tomat memiliki tingkat kematangan yang relatif singkat, dan perubahan kematangan dapat dilihat langsung oleh mata manusia [12]. Umumnya, tingkat kematangan tomat ditandai dengan perubahan warna dari hijau menjadi merah seiring dengan proses pematangan. Para petani dan konsumen biasanya menilai kematangan tomat secara subyektif berdasarkan warna kulitnya, yang dapat menyebabkan penentuan kematangan yang bervariasi dan kurang akurat. Warna kulit tomat merupakan indikator penting dalam menentukan tingkat kematangan dan kualitas buah tersebut.

Model warna HSI (Hue, Saturation, Intensity) menggabungkan informasi warna dan grayscale, dan merupakan model yang mendekati cara kerja mata manusia. Model ini menggambarkan warna secara alami sehingga tampak lebih realistis dan intuitif bagi manusia [2]. Untuk melakukan klasifikasi dan meningkatkan

akurasi, diperlukan sistem algoritma seperti K-Nearest Neighbor (KNN). Algoritma KNN digunakan untuk mengelompokkan data baru ke dalam kelompok data yang berdekatan dengan data latih. Algoritma ini mengelompokkan hasil perhitungan berdasarkan kedekatan data dengan nilai jangkauan yang telah ditentukan [5].

Penelitian sebelumnya, seperti pada "Deteksi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Fitur Warna Citra Kulit Pisang Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HIS," menggunakan 20 sampel buah yang terdiri dari 10 pisang mentah dan 10 pisang matang, menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85% [1]. Penelitian "Penerapan Metode Transformasi Ruang Warna Hue Saturation Intensity (HSI) untuk Mendeteksi Kematangan Buah Mangga Harum Manis," menggunakan 10 sampel latih mangga matang dan 10 sampel uji yang terdiri dari 5 mangga matang dan 5 mangga mentah, mencapai akurasi sebesar 87% [2]. Pada penelitian "Klasifikasi Level Kematangan Tomat Berdasarkan Perbedaan Perbaikan Citra Menggunakan Rata-Rata RGB dan Index Pixel," metode perbaikan citra menggunakan rata-rata RGB menghasilkan akurasi 86,7% dan dengan index pixel 76,7% [3]. Penelitian "Deteksi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HIS" menggunakan nilai range dari HIS menghasilkan tingkat akurasi klasifikasi matang, setengah matang, dan mentah masing-masing sebesar 94,286% [6].

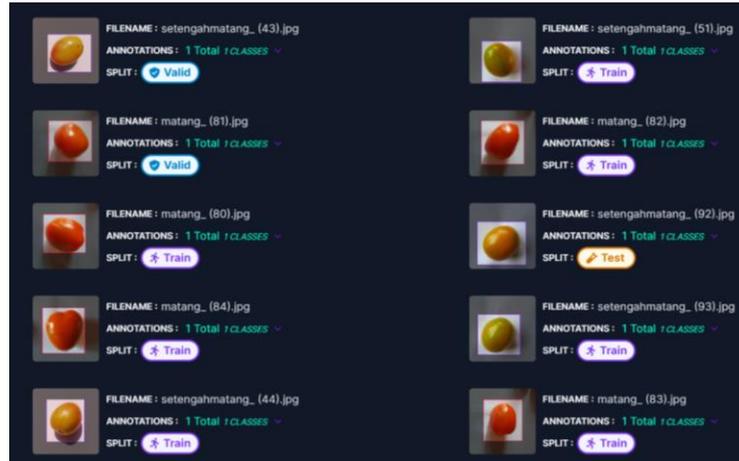
## 2. METODE

Pada penelitian melalui beberapa tahap yang harus dilakukan, Adapun diantaranya, pengumpulan data gambar tomat, lalu melakukan *cropping* gambar buah tomat, *resize* gambar, ekstraksi HSI, klasifikasi KNN, dan Testing, seperti yang terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram metode penelitian

Pada penelitian ini, tahap awal yang dilakukan adalah mengumpulkan citra gambar yang akan digunakan. Dataset yang digunakan terdiri dari 120 citra digital buah tomat dalam format jpg. Dari keseluruhan dataset, 75% digunakan sebagai data latih dan 25% sebagai data uji. Pada tahap ini, citra sudah tersimpan di komputer dan siap digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian. Gambar 2 menunjukkan contoh citra tomat yang telah dikumpulkan dan diberi label. Tahap selanjutnya adalah *cropping*, yang bertujuan untuk menentukan bagian yang akan digunakan dari citra dan memisahkannya dari bagian yang tidak diperlukan [13]. Sebelum gambar memasuki tahapan ekstraksi HSI (Hue, Saturation, Intensity), gambar akan melalui tahap *resize* terlebih dahulu. *Resize* dilakukan untuk mengubah ukuran gambar sesuai yang ditentukan. Dalam penelitian ini, seluruh gambar diubah menjadi ukuran 500 x 500 piksel. Tahap berikutnya adalah ekstraksi citra warna buah tomat, yang bertujuan untuk memperoleh nilai piksel warna. Citra digital diekstraksi menggunakan model HSI (Hue, Saturation, Intensity) untuk mengambil informasi warna di dalamnya. Sebelum melakukan perhitungan HSI, nilai RGB (Red, Green, Blue) dari citra gambar dihitung terlebih dahulu [14].



Gambar 2. Contoh citra gambar buah tomat yang telah diberikan label

Setelah didapatkan nilai RGB dari citra gambar, nilai tersebut diubah menjadi HSI dengan diawali menghitung nilai  $\theta$  pada Persamaan 1 [15], lalu dilanjutkan menghitung setiap nilai *Hue* pada Persamaan 2 [15]. Adapun untuk menghitung nilai *Saturation* dan *Intensity*, ditunjukkan pada Persamaan 3 dan Persamaan 4 [15].

Hitung nilai  $\theta$

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{(R - G) + (R - B)}{2\sqrt{(R + G)^2 + (R + B)(G + B)}} \right\} \quad (1)$$

Hitung nilai Hue

$$H = \begin{cases} \theta & \text{jika } B \leq G \\ 360 - \theta & \text{jika } B > G \end{cases} \quad (2)$$

Hitung nilai Saturation

$$S = 1 - 3 \frac{\min(R, G, B)}{(R + G + B)} \quad (3)$$

Hitung nilai Intensity

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (4)$$

Setelah nilai HSI didapatkan, dilakukan tahap klasifikasi yang bertujuan untuk menentukan kelas yang tepat dari suatu citra uji berdasarkan ekstraksi ciri yang telah dilakukan sebelumnya dengan cara mencari jarak minimum terdekat sesuai kategori yang telah dibuat sebelumnya. Pencarian jarak antara data latih dan data uji dengan *Euclidean Distance*, seperti pada Persamaan 5 [11]. Persamaan 6 adalah untuk mengetahui akurasi dari model yang didapatkan [12].

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (5)$$

Proses dari algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) secara lengkap adalah sebagai berikut :

1. Menentukan Parameter  
K = Jumlah banyaknya tetangga terdekat.
2. Hitung jarak antara data baru dan semua data yang ada di data training.
3. Urutkan jarak tersebut dan tentukan tetangga mana yang terdekat berdasarkan jarak minimum ke-K. Tentukan kategori dari tetangga tersebut.

4. Gunakan kategori mayoritas yang sederhana dari tetangga yang terdekat sebagai nilai prediksi dari data yang baru.

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah Prediksi benar}}{\text{Total Jumlah Prediksi}} \times 100\% \quad (6)$$

### 3. HASIL DAN DISKUSI

Pengujian dilakukan dengan menguji fungsi utama dari aplikasi yaitu fungsi ekstraksi HSI dan klasifikasi KNN, dengan melakukan perhitungan manual maupun dengan perhitungan dalam sistem aplikasi. Jika sistem dapat menghitung hasil tes yang dilakukan sama atau mendekati angka perhitungan manual maka bisa dikatakan pengujian berhasil. Data uji yang digunakan dalam pengujian menggunakan nilai mean H, mean S, mean I, dan pengujian nilai K pada KNN sesuai dengan yang ditentukan. Penelitian pada pengujiannya nilai K yang digunakan adalah 3, 5, dan 7. Pengujian dilakukan 10 kali disetiap masing masing kategori citra gambar. Adapun kategori (kelas) datanya ada 3, yaitu matang, setengah matang, dan mentah. Sampel data training dapat dilihat pada Gambar 1.

Tabel 1. Sampel data training

Rec.	Mean H	Mean S	Mean I	Kelas
1	0.034631	0.659197	0.381025	Matang
2	0.034147	0.606816	0.361364	Matang
3	0.048492	0.638186	0.3575277	Matang
4	0.046672	0.57932	0.404346	Matang
5	0.074458	0.606088	0.398019	Matang
6	0.030209	0.55739	0.391796	Matang
7	0.043185	0.654869	0.3491	Matang
8	0.049501	0.651442	0.376324	Matang
9	0.054426	0.63949	0.373143	Matang
10	0.063431	0.625213	0.383346	Matang
11	0.059149	0.777403	0.367899	Setengah Matang
12	0.070672	0.644853	0.368465	Setengah Matang
13	0.065539	0.707881	0.369783	Setengah Matang
14	0.097213	0.669742	0.4239	Setengah Matang
15	0.087555	0.67091	0.440264	Setengah Matang

Rec.	Mean H	Mean S	Mean I	Kelas
16	0.098586	0.640756	0.427069	Setengah Matang
17	0.090708	0.687008	0.382251	Setengah Matang
18	0.066091	0.681297	0.375501	Setengah Matang
19	0.08846	0.599843	0.415534	Setengah Matang
20	0.0955	0.659374	0.421515	Setengah Matang
21	0.22693	0.60041	0.42868	Mentah
22	0.2355	0.56466	0.393	Mentah
23	0.23063	0.63816	0.36548	Mentah
24	0.21889	0.57637	0.394585	Mentah
25	0.21919	0.59092	0.39456	Mentah
26	0.21246	0.59261	0.38229	Mentah
27	0.21676	0.56453	0.41152	Mentah
28	0.20974	0.56039	0.41435	Mentah
29	0.21457	0.57653	0.42571	Mentah
30	0.21635	0.50506	0.42527	Mentah

Setelah data pengujian diperoleh, selanjutnya melakukan analisis dengan metode  $K = 3$ ,  $K = 5$ , dan  $K = 7$ . Pada Tabel 2 adalah tabel pengujian yang diambil data nilai rata-rata dan dilakukan pengujian dengan data yang baru.

Tabel 2. Hasil perhitungan jarak menggunakan 30 data training

Rec.	Mean H	Mean S	Mean I	Kelas	Jarak
1				Matang	0.04606
2	0,034631	0,659197	0,381025	Setengah Matang	0.07918
3	0,097213	0,669742	0,4239	Mentah	0.16579
4	0,218889	0,576367	0,390335	Matang	0.03372
5	0,034147	0,606816	0,361364	Setengah Matang	0.08848
...	.....	.....	.....	.....	.....
30	0.21635	0.50506	0.42527	Mentah	0.20253

Dari hasil Tabel 2, perhitungan jarak data diurutkan berdasarkan nilai jarak dari nilai yang terkecil sampai yang terbesar, seperti ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil pengurutan data training

Rec.	Mean H	Mean S	Mean I	Kelas	Jarak
10	0.063431	0.625213	0.383346	Matang	0.013679
9	0.054426	0.63949	0.373143	Matang	0.017669
12	0.070672	0.644853	0.368465	Setengah Matang	0.02275
3	0.048492	0.638186	0.3575277	Matang	0.023191
8	0.049501	0.651442	0.376324	Matang	0.030959
...	.....	.....	.....	.....	.....
30	0.21635	0.50506	0.42527	Mentah	0.20253

Dari hasil tabel 3 perhitungan jarak dilakukan pengambilan data dengan nilai jarak terkecil  $K = 3$  dimana urutan nilai dari yang terkecil sampai yang terbesar sebanyak 3 nilai terkecil, dapat dilihat pada Tabel 4 berikut ini.

Tabel 4. Data hasil pengujian dengan jarak  $K = 3$ 

Rec.	Mean H	Mean S	Mean I	Kelas	Jarak
10	0.063431	0.625213	0.383346	Matang	0.013679
9	0.054426	0.63949	0.373143	Matang	0.017669
12	0.070672	0.644853	0.368465	Setengah Matang	0.02275

Berdasarkan hasil dari Tabel 4 menunjukkan bahwa 3 dari tetangga terdekat, terdapat 2 keterangan matang dan 1 keterangan setengah matang, sehingga dapat disimpulkan bahwa data baru termasuk kedalam kelas matang sesuai dengan prediksi.

Tabel 5. Data hasil pengujian dengan jarak  $K = 5$ 

Rec.	Mean H	Mean S	Mean I	Kelas	Jarak
10	0.063431	0.625213	0.383346	Matang	0.013679
9	0.054426	0.63949	0.373143	Matang	0.017669
12	0.070672	0.644853	0.368465	Setengah Matang	0.02275
3	0.048492	0.638186	0.3575277	Matang	0.023191
8	0.049501	0.651442	0.376324	Matang	0.030959

Berdasarkan hasil dari Tabel 5 menunjukkan bahwa 5 dari tetangga terdekat, terdapat 4 keterangan matang, dan 1 keterangan setengah matang, sehingga dapat disimpulkan bahwa data baru termasuk kedalam kategori matang sesuai dengan prediksi.

Tabel 6. Data hasil pengujian dengan jarak  $K = 7$ 

Rec.	Mean H	Mean S	Mean I	Kelas	Jarak
10	0.063431	0.625213	0.383346	Matang	0.013679
9	0.054426	0.63949	0.373143	Matang	0.017669
12	0.070672	0.644853	0.368465	Setengah Matang	0.02275
3	0.048492	0.638186	0.3575277	Matang	0.023191
8	0.049501	0.651442	0.376324	Matang	0.030959

Berdasarkan hasil dari Tabel 6, menunjukkan bahwa 7 dari tetangga terdekat, terdapat 6 keterangan matang, dan 1 keterangan setengah matang, sehingga dapat disimpulkan bahwa data baru termasuk kedalam kategori matang sesuai dengan prediksi.

Tabel 7. Hasil pengujian gambar buah tomat

No	Target	Prediksi
1	Matang	Matang
2	Matang	Matang
3	Matang	Matang
4	Matang	Matang
5	Matang	Matang
6	Matang	Setengah Matang
7	Matang	Matang
8	Matang	Matang
9	Matang	Matang
10	Matang	Setengah Matang
11	Setengah Matang	Setengah Matang
12	Setengah Matang	Setengah Matang
13	Setengah Matang	Setengah Matang
14	Setengah Matang	Setengah Matang
15	Setengah Matang	Setengah Matang
16	Setengah Matang	Setengah Matang
17	Setengah Matang	Setengah Matang
18	Setengah Matang	Setengah Matang

No	Target	Prediksi
19	Setengah Matang	Setengah Matang
20	Setengah Matang	Setengah Matang
21	Mentah	Mentah
22	Mentah	Mentah
23	Mentah	Mentah
24	Mentah	Mentah
25	Mentah	Mentah
26	Mentah	Mentah
27	Mentah	Mentah
28	Mentah	Mentah
29	Mentah	Mentah
30	Mentah	Mentah

Berdasarkan Tabel 7, maka dapat dihitung tingkat akurasi model, dengan menggunakan Persamaan 6 berikut ini.

$$\text{Tingkat akurasi} = \frac{28}{30} \times 100\% = 93\%$$

Hasil pengujian dengan jumlah data uji sebanyak 30 gambar data dengan ukuran 500x500 pixel, menghasilkan 28 gambar data yang diprediksi dengan benar dan 2 data yang diprediksi salah. Jadi tingkat keakurata penelitian dengan algoritma KNN menggunakan ekstraksi HSI sebesar 93%.

Hasil pengujian dengan jumlah data uji sebanyak 5 gambar data dengan ukuran 128x128 pixel yang diresize menjadi 500x500 pixel, menghasilkan 5 gambar data yang diprediksi dengan benar. Pixel kecil yang diubah dan disesuaikan dengan pixel yang lebih besar menghasilkan akurasi yang lebih bagus, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil pengujian gambar buah 128px dijadikan 500px

No	Target	Prediksi
1	Matang	Matang
2	Matang	Matang
3	Setengah Matang	Setengah Matang
4	Setengah Matang	Setengah Matang
5	Mentah	Mentah

Hasil pengujian dengan jumlah data uji sebanyak 10 gambar data dengan perubahan pencahayaan dan sudut objek, menghasilkan 7 gambar data yang diprediksi dengan benar dan 3 data yang diprediksi salah, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil pengujian dengan perubahan pencahayaan dan sudut objek pada gambar

No	Target	Prediksi
1	Matang	Matang
2	Matang	Matang
3	Matang	Setengah Matang
4	Matang	Setengah Matang
5	Setengah Matang	Mentah
6	Setengah Matang	Setengah Matang
7	Setengah Matang	Setengah Matang
8	Mentah	Mentah
9	Mentah	Mentah
10	Mentah	Setengah Matang

#### 4. KESIMPULAN (10 PT)

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan maka dapat diambil kesimpulan seperti berikut :

1. Selain secara manual, kematangan buah tomat dapat diidentifikasi secara otomatis menggunakan komputer.
2. Identifikasi tingkat kematangan buah tomat berdasarkan fitur warna menggunakan *K-Nearest Neighbor* dengan ekstraksi HSI memiliki hasil yang cukup baik. Dengan tingkat akurasi sebesar 93% dari 30 gambar yang telah diuji. Jadi metode KNN bisa diterapkan untuk mengklasifikasi tingkat kematangan buah tomat berdasarkan warna kulit.
3. Pencahayaan dan sudut objek yang berbeda mempengaruhi pada hasil akurasi.

Dalam hasil penelitian klasifikasi kematangan buah tomat, ada beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya yaitu :

1. Penelitian selanjutnya dapat melakukan klasifikasi menggunakan metode lain seperti *Learning Vector Quantization (LVQ)* untuk dibandingkan hasil klasifikasi dengan metode *K-Nearest Neighbor (KNN)*.
2. Dapat dikembangkan dengan menggunakan perangkat *webcam*.
3. Penelitian dapat dikembangkan menjadi aplikasi android.

#### REFERENSI

- [1] Indarto and Murinto, "Deteksi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Fitur Warna Citra Kulit Pisang Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HIS," *JUITA*, vol. 5, no. 1, 2017.
- [2] E. Hendryanto, H. S. Sampe, and R. Uray, "Penerapan Metode Transformasi Ruang Warna Hue Saturation Intensity (HSI) Untuk Mendeteksi Kematangan Buah Mangga Harum Manis," vol. 8, no. 1, pp. 1-10, 2020, ISSN: 2338-493X.
- [3] Y. R. Suastika, "Klasifikasi Level Kematangan Tomat Berdasarkan Perbedaan Perbaikan Citra Menggunakan Rata-Rata RGB dan Index Pixel," *JITIKA*, vol. 9, no. 2, 2015, ISSN: 0852-730X.
- [4] S. Aprilisa and Sukemi, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan K-Nearest Neighbor," vol. 5, no. 1, 2019, ISBN: 978-979-587-846-9.
- [5] I. Tarsono, D. Triyanto, and T. Rismawan, "Prototype Pemisah Otomatis Jeruk Siam Berdasarkan Warna Menggunakan Metode KNN (K-Nearest Neighbor)," *Jurnal Coding, Sistem Komputer Untan*, vol. 6, no. 1, pp. 44-53, 2018.
- [6] R. Pratama, A. F. Assagaf, and F. Tempola, "Deteksi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HIS," *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, vol. 2, no. 2, 2019.
- [7] N. Muis and Purwanto, "Metode K-Nearest Neighbor Berbasis Forward Selection Untuk Prediksi Harga Komoditi Lada," *Jurnal Pseudocode*, vol. 2, no. 1, 2015, ISSN: 2355-5920.
- [8] R. N. Whidhiasih, N. A. Wahanani, and Supriyanto, "Klasifikasi Buah Belimbing Berdasarkan Citra Red-Green-Blue Menggunakan KNN dan LDA," *Jurnal Penelitian Ilmu Komputer, System Embedded & Logic*, vol. 1, no. 1, pp. 29-35, 2013.

- [9] D. Wandu, Fauziah, and N. Hayati, "Deteksi Kelayuan Pada Bunga Mawar dengan Metode Transformasi Ruang Warna Hue Saturation Intensity (HIS) dan Hue Saturation Value (HSV)," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 5, no. 1, pp. 308-316, 2021.
- [10] I. N. P. Mukhti, Drs. Suwandi, M.Si, and H. Bethaningtyas, S.T., M.T., "Sistem Otomasi Dalam Penyortiran Tomat Dengan Image Processing Menggunakan Metode Deteksi RGB," vol. 2, no. 3, 2015, ISSN: 2355-9365.
- [11] S. Saifullah et al., "Palm Oil Maturity Classification Using K-Nearest Neighbors Based on RGB and L\*a\*b Color Extraction," *Procedia Computer Science*, vol. 225, pp. 3011-3020, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2023.10.294.
- [12] S. Robi, M. A. Mohd Izhar, M. S. Musab, and N. Ahmad, "Image Detection and Classification of Oil Palm Fruit Bunches," 2022, pp. 108-113, doi: 10.1109/ICSSA54161.2022.9870945.
- [13] L. Ningsih and P. Cholidhazia, "Classification Of Tomato Maturity Levels Based on RGB And HSV Colors Using KNN Algorithm", *RIGGS*, vol. 1, no. 1, pp. 25–30, Jul. 2022.
- [14] S. Sutarman, D. Avianto, and A. Wibowo, "Vision-based chicken meat freshness recognition system using RGB color moment features and support vector machine," *Science in Information Technology Letters*, vol. 4, pp. 65-74, 2023, doi: 10.31763/sitech.v4i2.1230.
- [15] E. Aqeel, A. Sohaib, M. Iqbal, H. Rehman, and F. Rustam, "Hyperspectral Identification of Oil Adulteration using Machine Learning Techniques," *Current Research in Food Science*, vol. 8, 2024, doi: 10.1016/j.crfs.2024.100773.